

对比源框架下的多任务贝叶斯压缩感知微波成像方法

张清河,于士奇,时李萍,张士惠
(三峡大学计算机与信息学院,湖北宜昌 443002)

摘 要: 针对强散射体微波成像困难问题,本文提出了一种对比源框架下的基于拉普拉斯先验的多任务贝叶斯压缩感知方法,实现了稀疏强散射体的微波成像.在对比源框架下,基于“数据”积分方程并对成像区域网格离散建立稀疏感知模型,前向问题采用矩量法数值模拟;构造基于拉普拉斯先验的贝叶斯压缩感知分层模型;在多人射波情况下,利用多任务贝叶斯压缩感知方法对对比源进行优化求解;最后利用“状态方程”实现了目标函数的重构.本文在考虑噪声情况下,通过对多像素单目标、不均匀目标、多目标的微波成像数值模拟,并与共轭梯度方法、一阶 Born 近似框架下的多任务贝叶斯压缩感知方法的重构结果比较,验证了本文方法的有效性和鲁棒性.

关键词: 微波成像;对比源;共轭梯度;一阶 Born 近似;拉普拉斯先验;多任务贝叶斯压缩感知

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)11-2208-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.11.016

Microwave Imaging by Multitask Bayesian Compressed Sensing Within Contrast Source Framework

ZHANG Qing-he, YU Shi-qi, SHI Li-ping, ZHANG Shi-hui

(School of Computer and Information, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of microwave imaging of strong scatterers, a multi-task Bayesian compressed sensing method based on Laplacian priori is proposed, which realizes microwave imaging of sparse strong scatterers. In the framework of contrast sources, sparse sensing model is established based on the “data” integral equation and the mesh discretization in the imaging region. The forward problem is simulated by the moment method; a Bayesian compressed sensing hierarchical model based on Laplacian priori is constructed; and in the case of multi-incident waves, multi-task Bayesian compressed sensing method is used to optimize the contrast source. Finally, the objective function is reconstructed by using the “state equation”. Considering the influence of noise, Through the numerical simulation of multi-pixel single target, non-uniform single target and multi-target microwave imaging, and compared with the reconstructed results of conjugate gradient method and multi-task Bayesian compressed sensing method in the first-order Born approximation framework, which verifies the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

Key words: microwave imaging; contrast source; conjugate gradient; first order Born approximation; Laplacian priori; multi-task Bayesian compressed sensing

1 引言

近年来,微波成像在医学诊断、雷达探测、无损检测和评估、农林监测等领域得到了广泛应用,使得微波成像研究成为了电磁领域中十分活跃且热门的研究方向之一^[1].然而,微波成像的实质属于电磁逆散射问题,

电磁逆散射问题本身具有非线性和病态性,使得微波成像的研究十分困难.发展至今,尚未形成一种通用的微波成像方法,如何找到并发展一种有效的微波成像方法逐渐成为研究的热点.

目前微波成像算法研究大致可分为三类:(1)确定性迭代算法.比较典型的有波恩迭代方法(Born Iteration

Method, BIM) 及各种改进算法^[2,3]、对比源反演方法 (Contrast Source Inversion, CSI)^[4]、不精确牛顿算法 (Inexact-Newton Method, INM)^[5]、子空间优化算法 (Subspace-Based Optimization Method, SOM)^[6] 等. 文献[2]利用波恩近似, 将总场近似为入射电场, 通过牛顿法迭代求解电磁逆散射, 取得了不错的成像效果, 文献[3]采用改进型波恩迭代方法用于微波成像, 与波恩迭代方法相比, 该方法优化后的误差更小、收敛更快. 对比源反演方法通过重构对比源和对比度的迭代序列, 创造性的将成像问题转化为求解目标函数极小值的优化问题, 目前 CSI 已成为处理电磁逆散射问题最主要的算法之一. 不精确牛顿算法是近年来发展的一种典型的确定性算法, 文献[5]采用 INM 用于介质目标的逆散射研究, 结果表明该方法提高了重构精度和噪声鲁棒性. SOM 是一种新型的方法应用到微波成像领域, 文献[6]提出了一种快速傅里叶变换双重子空间优化算法, 该算法极大地减小了计算的复杂性, 使算法更加稳定;

(2) 智能优化算法. 包括粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[7]、遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[8]、差分进化算法 (Differential Evolution, DE)^[9] 等;

(3) 机器学习方法. 比如人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)^[10]、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[11,12] 等. 上述方法经常被应用到微波成像, 并在原始算法的基础上延伸出大量改进算法, 但它们在实际应用过程中也各自面临着一些困难. 比如迭代类算法就面临收敛时间过长、正则化参数的合理选取、前向问题的多次迭代计算等问题; 智能优化算法面临迭代次数的设定及各种优化参数的选定等问题; 机器学习方法面临训练样本的信息、样本数据库大小及网络结构的合理设计等问题, 这些因素都会对微波成像结果造成很大的影响.

近年来, 压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 作为一种全新的信号处理方法被广泛应用到电磁场领域^[13], 如电磁散射特性研究^[14,15]、阵列信号 DOA 估计^[16]、天线诊断与综合^[17,18] 等. 由于微波成像中目标信号相对于成像区域具有良好的稀疏性, 使得压缩感知在微波成像领域也得到了广泛应用. 与传统迭代类方法相比, 压缩感知方法具有一个明显的优势, 即不需要设置很多的散射场观测点来避免逆散射问题固有的病态性, 只以较少的观测点信息就可以实现对目标的压缩成像, 简化了成像系统和算法的复杂性. 文献[19]在一阶波恩近似 (Born Approximation, BA) 框架下基于高斯先验的多任务贝叶斯压缩感知方法 (Multi-Task Bayesian Compressed Sensing, MT-BCS) 对弱散射体目标进行了微波成像, 取得了不错的效果, 但对强散射体成像效果不佳. 文献[20]提出了一种对比源 (Contrast Source, CS)

框架下的基于高斯先验的多任务贝叶斯压缩感知微波成像方法, 该方法基于高斯先验建立贝叶斯分层先验模型, 采用相关向量机 (Relevance Vector Machine, RVM) 方法求解压缩感知问题, 结果表明该方法对强散射体也同样有效, 但该方法涉及高斯分层先验中超参数合理设定的问题, 研究表明一旦超参数选取不当会显著影响成像效果. 本文在此基础上提出一种对比源框架下的基于拉普拉斯先验的多任务贝叶斯压缩感知 (CS-MT-BCS) 微波成像方法, 与文献[20]相比, 本文方法用拉普拉斯先验代替高斯先验, 能更好的促进解的稀疏性, 同时采用最大后验概率 (Maximum a Posteriori, MAP) 方法代替 RVM 方法求解贝叶斯压缩感知问题, 这样不仅能够保证联合概率最大的条件下获得目标函数向量的最优估计, 同时该方法无需引入超参数, 降低了重构算法的复杂度. 本文通过对不同目标的数值模拟微波成像研究, 并与经典数值迭代方法-共轭梯度方法 (Conjugate Gradient, CG)、一阶 Born 近似框架下的多任务贝叶斯压缩感知方法 (BA-MT-BCS) 的成像结果进行比较, 验证了本文方法的有效性.

2 对比源框架下的稀疏感知模型

考虑自由空间二维微波成像问题, 设成像区域为 D , 观测区域为 C , V 列横磁波 (Transverse Magnetic, TM) 入射到成像区域, 成像区域目标对入射电磁波产生散射, 在对比源框架下, 观测点散射电场 $E_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r})$ 由“数据”积分方程求得:

$$E_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r}) = \int_D J_v(\mathbf{r}') G_{2D}(\mathbf{r}/\mathbf{r}') d\mathbf{r}', \mathbf{r} \in C, \mathbf{r}' \in D \quad (1)$$

式中, $G_{2D}(\mathbf{r}/\mathbf{r}')$ 为 2-D 自由空间格林函数, $J_v(\mathbf{r})$ 为对比源函数:

$$J_v(\mathbf{r}) = \tau(\mathbf{r}) E_v^{\text{tot}}(\mathbf{r}) \quad (2)$$

式中, $E_v^{\text{tot}}(\mathbf{r}) = E_v^{\text{inc}}(\mathbf{r}) + E_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r})$ 为总电场, $E_v^{\text{inc}}(\mathbf{r})$ 为入射电场; $\tau(\mathbf{r})$ 是目标的对比函数:

$$\tau(\mathbf{r}) = [\varepsilon_r(\mathbf{r}) - 1] - j \left[\frac{\sigma(\mathbf{r})}{2\pi f \varepsilon_0} \right] \quad (3)$$

其中 $\varepsilon_r(\mathbf{r})$ 和 $\sigma(\mathbf{r})$ 分别是成像目标的相对介电常数和电导率, f 为入射波频率. 在成像区域, 对比源框架下的“状态”方程由下式给出:

$$\tau(\mathbf{r}) E_v^{\text{inc}}(\mathbf{r}) = J_v(\mathbf{r}) - \tau(\mathbf{r}) \int_D J_v(\mathbf{r}') G_{2D}(\mathbf{r}/\mathbf{r}') d\mathbf{r}', \mathbf{r} \in D \quad (4)$$

在实际微波成像过程中, 考虑噪声的干扰时, 在每列入射波的照射下, 每个观测点的实际散射电场可表示为:

$$\bar{E}_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r}_m^v) = E_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r}_m^v) + \psi(\mathbf{r}_m^v) \quad (5)$$

式中, m 为观测点数量, $\psi(\mathbf{r}_m^v)$ 为均值为 0, 方差为 γ^2 的

高斯白噪声.

为了得到观测点散射电场,采用矩量法(MoM)对式(1)和式(4)进行数值模拟,为此对成像区域 D 进行剖分离散成 N 个小网格 ($D_n, n=1,2,\dots,N$),并同时对比 $\tau(\mathbf{r})$ 和 $J_v(\mathbf{r})$ 用稀疏基函数(脉冲基函数)展开:

$$\tau(\mathbf{r}) = \sum_{n=1}^N \tau^{(n)} \varphi^{(n)}(\mathbf{r}); \quad J_v(\mathbf{r}) = \sum_{n=1}^N j_v^{(n)} \varphi^{(n)}(\mathbf{r}) \quad (6)$$

将式(5)和式(6)带入“数据”方程式(1)即得到目标的稀疏感知模型:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_v = \mathbf{g}\boldsymbol{\zeta}_v + \boldsymbol{\phi}_v \quad (7)$$

式中 $\boldsymbol{\varepsilon}_v = \{\text{Re}[\bar{E}_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r}_m^v)], \text{Im}[\bar{E}_v^{\text{scatt}}(\mathbf{r}_m^v)]\}; m=1,2,\dots,M\}$ 为 $2M \times 1$ 的散射电场测量矩阵; $\boldsymbol{\zeta}_v = \{\text{Re}[j_v^{(n)}], \text{Im}[j_v^{(n)}]\}; n=1,2,\dots,N\}$ 为对比源展开稀疏系数向量; $\boldsymbol{\phi}_v = \{\text{Re}[\psi(\mathbf{r}_m^v)], \text{Im}[\psi(\mathbf{r}_m^v)]\}; m=1,2,\dots,M\}$ 为 $2M \times 1$ 的高斯噪声向量矩阵; \mathbf{g} 为 $2M \times 2N$ 的观测矩阵:

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{g^{mn}\} & \text{Im}\{g^{mn}\} \\ -\text{Im}\{g^{mn}\} & \text{Re}\{g^{mn}\} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, $g^{mn} = \int_{D_n} \varphi^{(n)} G_{2D}(\mathbf{r}_m/\mathbf{r}') d\mathbf{r}', \mathbf{r}' \in D_n$.

通过对 n 个离散化网格中心的“状态”方程(4)进行采样得到以下方程:

$$\tau^{(n)} E_v^{\text{inc}}(\mathbf{r}_n) = j_v^{(n)} - \tau^{(n)} \sum_{p=1}^N j_v^{(p)} \left[\int_D \varphi^{(p)}(\mathbf{r}') G_{2D}(\mathbf{r}_n/\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \right], \quad n=1,2,\dots,N \quad (9)$$

本文在对比源框架下,首先利用拉普拉斯先验多任务贝叶斯压缩感知方法对式(7)进行压缩求解对比源函数,再代入式(9)求得目标函数,从而实现目标的微波成像.为了提高目标的重构精度,本文数值模拟多次入射波照射,并对每次求得的目标函数求平均,最终的目标函数由下式计算得到:

$$\hat{\tau}^{(n)} = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V \left\{ \frac{j_v^{(n)}}{E_v^{\text{inc}}(\mathbf{r}_n) + \sum_{p=1}^N j_v^{(p)} \left[\int_D \varphi^{(p)}(\mathbf{r}') G_{2D}(\mathbf{r}_n/\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \right]} \right\}, \quad n=1,2,\dots,N \quad (10)$$

3 拉普拉斯先验多任务贝叶斯压缩感知方法

对于如式(7)的微波成像稀疏感知模型,由贝叶斯理论可知,每组测量数据 $\boldsymbol{\varepsilon}_v$ 关于稀疏权系数 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 和噪声方差 γ_v^2 的高斯似然概率分布为:

$$p(\boldsymbol{\varepsilon}_v | \boldsymbol{\zeta}_v, \gamma_v^2) = (2\pi\gamma_v^2)^{-\frac{M}{2}} \exp(-1/2\gamma_v^2 \|\boldsymbol{\varepsilon}_v - \mathbf{g}\boldsymbol{\zeta}_v\|^2) \quad (11)$$

高斯分布方差倒数的共轭概率分布为 Gamma 分

布,令 $\boldsymbol{\beta}_v = \gamma_v^{-2}$,表示噪声信号方差的倒数,则 $\boldsymbol{\beta}_v$ 的超先验概率为:

$$p(\boldsymbol{\beta}_v | a, b) = \Gamma(\boldsymbol{\beta}_v | a, b) \quad (12)$$

其中, a, b 为 Gamma 先验分布的超参数.

使用拉普拉斯先验,需要引入分层模型,第一层为稀疏向量 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 的高斯先验分布:

$$p(\boldsymbol{\zeta}_v | \boldsymbol{\alpha}_v) = \prod_{i=1}^N N(\zeta_{v,i} | 0, \alpha_v^i) \quad (13)$$

式中, $\boldsymbol{\alpha}_v = [\alpha_v^1, \alpha_v^2, \dots, \alpha_v^N]$,它是决定稀疏向量 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 先验分布的超参数,使贝叶斯稀疏模型具有稀疏性.第二层为了将拉普拉斯先验运用到贝叶斯模型,超参数 $\boldsymbol{\alpha}_v$ 关于拉普拉斯先验参数 λ 的条件分布为:

$$p(\boldsymbol{\alpha}_v | \lambda) = \Gamma(\boldsymbol{\alpha}_v | 1, \frac{\lambda}{2}) = \frac{\lambda}{2} \exp(-\frac{\lambda \alpha_v^i}{2}), \alpha_v^i \geq 0, \lambda \geq 0 \quad (14)$$

将式(14)结合式(13)得:

$$p(\boldsymbol{\zeta}_v | \lambda) = \frac{\lambda^{N/2}}{2^N} \exp(-\sqrt{\lambda} \sum_i \zeta_{v,i}) \quad (15)$$

第三层为拉普拉斯先验参数 λ 的分布,它是一个 Gamma 超先验:

$$p(\lambda | \mu) = \Gamma(\lambda | \frac{\mu}{2}, \frac{\mu}{2}) \quad (16)$$

式中 μ 为关于先验参数 λ 分布的超参数.由于上式是一个 Gamma 超先验分布,当 $\mu \rightarrow 0$ 时,得到的参数 λ 不够精确,而当 $\mu \rightarrow \infty$ 时,可确保参数 λ 的精确性,故在本文中取 $\mu \rightarrow \infty$.以上为拉普拉斯先验的三层模型,前两层是为了得到先验分布 $p(\boldsymbol{\zeta}_v | \lambda)$,第三层的目的是计算参数 λ 的值.通过拉普拉斯分层先验后,促进了对比源 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 的稀疏,这时的问题转换为根据 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 的先验信息、测量向量 $\boldsymbol{\varepsilon}_v$ 和观测矩阵 \mathbf{g} ,通过最大后验概率准则估计 $\boldsymbol{\zeta}_v$ 的值:

$$\boldsymbol{\zeta}_v = \arg \{ \max [p(\boldsymbol{\zeta}_v | \boldsymbol{\varepsilon}_v)] \} \quad (17)$$

$$p(\boldsymbol{\zeta}_v, \boldsymbol{\alpha}_v, \lambda, \boldsymbol{\beta}_v | \boldsymbol{\varepsilon}_v) = \frac{p(\boldsymbol{\zeta}_v, \boldsymbol{\alpha}_v, \lambda, \boldsymbol{\beta}_v, \boldsymbol{\varepsilon}_v)}{p(\boldsymbol{\varepsilon}_v)} \quad (18)$$

由于式(18)不易直接积分求解,可以把后验概率密度函数分解为两项:

$$p(\boldsymbol{\zeta}_v, \boldsymbol{\alpha}_v, \lambda, \boldsymbol{\beta}_v | \boldsymbol{\varepsilon}_v) = p(\boldsymbol{\zeta}_v | \boldsymbol{\varepsilon}_v, \boldsymbol{\alpha}_v, \lambda, \boldsymbol{\beta}_v) p(\boldsymbol{\alpha}_v, \lambda, \boldsymbol{\beta}_v | \boldsymbol{\varepsilon}_v) \quad (19)$$

等号右边首项是一个多维高斯分布 $N(\boldsymbol{\zeta}_v | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$,其中 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 分别表示后验均值矩阵和后验协方差矩阵,它们的表达式分别为:

$$\boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\beta}_v \mathbf{g}^T \boldsymbol{\varepsilon}_v \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = (\boldsymbol{\beta}_v \mathbf{g}^T \mathbf{g} + \boldsymbol{\Lambda})^{-1} \quad (21)$$

其中 $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$.等号右边第二项用于参数 $\boldsymbol{\alpha}_v, \lambda$ 和 $\boldsymbol{\beta}_v$ 的求解,为了求解的高效,可以通过取概率函数的对数形式计算出参数值.由式(20)、(21)更新

计算多维高斯分布的均值矩阵和协方差矩阵,并由式(18)求得稀疏权重向量的后验概率分布,最终由式(17)通过最大后验概率准则得到对比源的估计:

$$\xi_v = \frac{1}{\gamma_v} \left(\frac{\mathbf{g}_v^T \mathbf{g}_v}{\gamma_v} + \alpha_v \right)^{-1} \mathbf{g}_v^T \boldsymbol{\varepsilon}_v \quad (22)$$

由式(22)计算得出对比源的值,然后带入式(10)求得目标函数值。

4 成像结果及分析

本节主要数值模拟了对比源框架下基于拉普拉斯先验的多任务贝叶斯压缩感知方法(CS-MT-BCS)在微波成像中的应用,并与共轭梯度(CG)方法、一阶 Born 近似框架下基于拉普拉斯先验的多任务贝叶斯压缩感知方法(BA-MT-BCS)的成像结果和运行时间进行了比较,同时也考虑了信噪比、稀疏度、目标函数等对算法重构结果的影响。本文仿真实验环境为 Windows 7 操作系统, i5-6500 CPU, 64 位操作系统, 内存为 4GB 的 MATLAB2016B 软件平台。

考虑自由空间二维目标微波成像问题, 设 $V = 27$ 列时谐 TM 波依次入射到边长为 3λ 的正方形成像区域 D ,

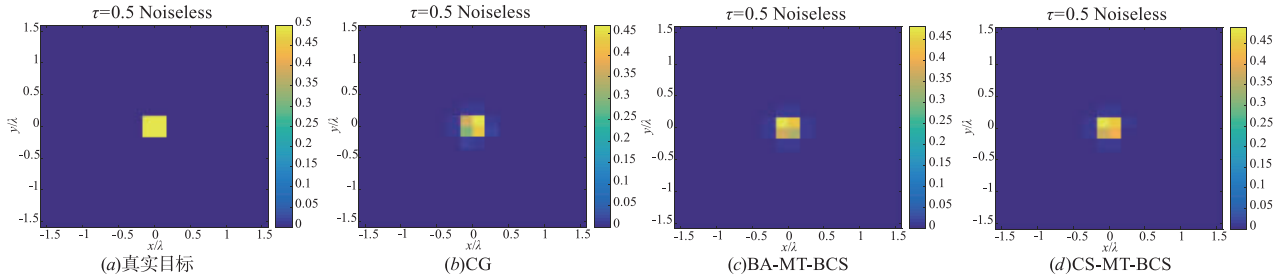


图1 均匀单目标成像结果

考虑噪声环境影响,与图1算例参数值相同,取信噪比 SNR 分别为 5dB、10dB、15dB、20dB、25dB。图2给出了三种方法重构误差随信噪比的变化曲线。由图2可知,三种方法重构误差均随信噪比的增大而减小,但 CS-MT-BCS 方法重构误差均小于 CG、BA-MT-BCS 方法,且当 $\text{SNR} \geq 20\text{dB}$ 时,噪声对重构结果的影响不明显,说明了本文方法具有较好的抗噪性和鲁棒性。

考虑目标稀疏度(即目标尺寸)对算法重构精度的

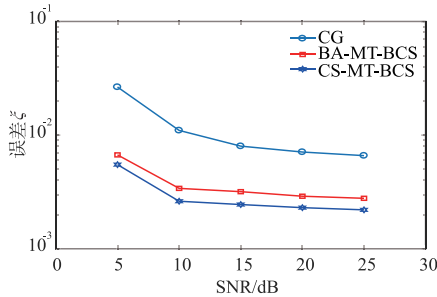


图2 三种方法重构误差随信噪比SNR的变化情况

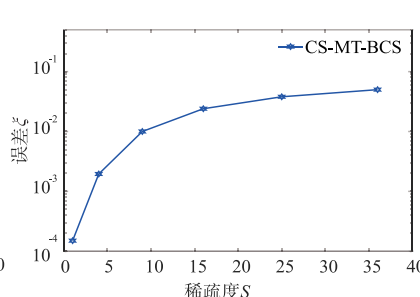


图3 重构误差随稀疏度S的变化情况

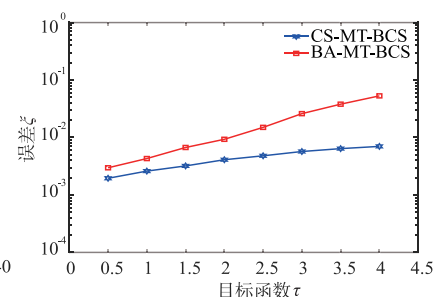


图4 两种方法重构误差随目标函数τ的变化情况

入射角 $\theta_v = (2\pi v/V)$, $v = 0, 1, \dots, V-1$. 将成像区域 D 分离散成 $N = 18 \times 18$ 的均匀网格,以 D 的中心为圆心、半径 $R = 3.0\lambda$ 的圆周为观测区域 C ,在观测区域均匀选取 $M = 27$ 个观测点,其坐标为 $r_m = [R \times \cos(2\pi m/M), R \times \sin(2\pi m/M)]$, $m = 0, 1, \dots, M-1$.

文中三种方法的成像重构误差均由式(23)计算^[20]

$$\xi = \frac{1}{N} \frac{\|\hat{\boldsymbol{\tau}} - \boldsymbol{\tau}\|_1}{\|\boldsymbol{\tau} + \mathbf{1}\|_1} \quad (23)$$

式(23)中, $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ 是目标参数重构值, $\boldsymbol{\tau}$ 是目标参数真实值, $\mathbf{1}$ 是长度为 $2N$ 的单位向量。

首先考虑均匀单目标微波成像问题。如图1(a)所示,成像目标边长为 $\lambda/3$ (占据4个网格),目标函数 $\tau = 0.5$ 。图1(b)、(c)、(d)分别为利用CG、BA-MT-BCS、CS-MT-BCS三种方法在无噪声情况下对目标的位置及目标函数微波成像的结果。由式(23)定量计算三种方法的重构误差分别为 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CG}} = 6.32 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{BA-MT-BCS}} = 3.02 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CS-MT-BCS}} = 1.95 \times 10^{-3}$ 。从成像结果及误差情况来看,CS-MT-BCS方法的重构误差是最小的,成像效果要优于BA-MT-BCS及CG方法。

影响。设定目标函数 $\tau = 0.5$, S 代表目标相对于整个成像区域的稀疏度,即表示目标所占网格个数。本文取 S 分别为 1, 4, 9, 16, 25, 36 时,图3给出了无噪声情况下CS-MT-BCS方法的重构误差随 S 的变化曲线。由图可知,随着 S 的增大,目标在探测区域中的稀疏性变差,重构误差 ξ 随之增大,这也验证了压缩感知方法用于微波成像的前提是目标应具有较好的稀疏性。

考虑目标函数 τ 对重构精度的影响。取目标函数 τ

分别为 0.5、1、1.5、2、2.5、3、3.5、4, 其它参数与图 1 相同, 图 4 给出了在无噪声环境下 BA-MT-BCS、CS-MT-BCS 两种方法的重构误差随 τ 的变化曲线. 由图可知, 随着目标函数 τ 的增大, 电磁相互作用增强而加剧了逆散射问题的非线性效应, 导致 CS-MT-BCS 方法的重构误差 ξ 随 τ 的增大而略有增加, 但同时 BA-MT-BCS 方法的重构误差却有一个明显的增大, 这也说明了 BA-MT-BCS 方法由于采用了弱散射体近似条件, 只适用于弱散射体微波成像, 当对强散射体进行微波成像时, 对比源框架下的 CS-MT-BCS 方法依然能保持一个较高的重构精度.

下面从计算时间方面验证本文方法的有效性. 取稀疏度 $S=9$, 其他参数与图 1 相同, 在无噪声情况下使用本文方法实现目标重构耗时 1.72×10^2 s, 而 CG 算法重构目标则需要 3.22×10^4 s, 即 $T^{\text{CS-MT-BCS}}/T^{\text{CG}}=0.53\%$. 这是因为 CG 方法中的每一步迭代都要重新计算一次前向散射问题, 耗费了大量计算时间, 而 CS-MT-BCS 方法却不需要,

因此 CS-MT-BCS 方法具有更高的成像效率.

为了将本文方法应用到复杂形状、不均匀目标微波成像问题, 以 L 形和十字形不均匀单目标微波成像为例. 设 L 形不均匀单目标占据 3 个网格, 目标函数分别为 $\tau_1=1, \tau_2=0.5$, 其实际位置及目标参数如图 5(a) 所示. 在无噪声情况下, 图 5(b)、图 5(c)、图 5(d) 分别给出了基于 CG、BA-MT-BCS 及 CS-MT-BCS 三种方法的成像结果. 由式(23)算得三种方法的重构误差分别为 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CG}}=7.71 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{BA-MT-BCS}}=3.72 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CS-MT-BCS}}=2.18 \times 10^{-3}$. 图 6 是这三种方法的重构误差随 SNR 的变化情况. 从计算时间方面来讲, $T^{\text{CS-MT-BCS}}/T^{\text{CG}}=0.44\%$ ($T^{\text{CS-MT-BCS}}=1.26 \times 10^2$ s, $T^{\text{CG}}=2.87 \times 10^4$ s). 从重构误差以及重构时间可以看出, CS-MT-BCS 方法应用于 L 形不均匀单目标微波成像时具有较好的重构精度以及较高的重构效率, 证明了该方法的有效性.

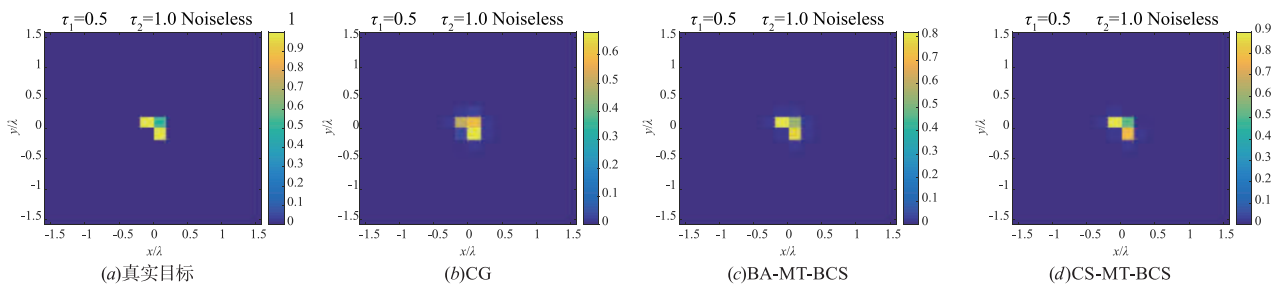


图5 L形不均匀单目标成像结果

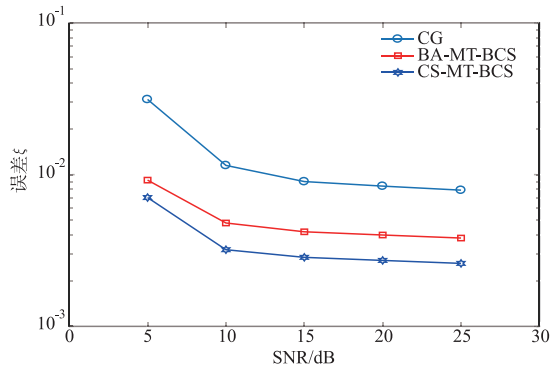


图6 三种方法对L形目标重构误差随信噪比SNR的变化

然后再考虑一个十字形不均匀单目标微波成像问

题. 设十字形单目标占据五个网格, 目标函数分别为 $\tau_1=2.0, \tau_2=0.5$, 在无噪声下使用 CG、BA-MT-BCS、CS-MT-BCS 对该目标进行重构, 图 7(a)、图 7(b)、图 7(c)、图 7(d) 分别给出了真实目标以及三种方法对目标的成像结果. 由式(23)计算重构误差, 这三种方法的重构误差分别为 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CG}}=9.97 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{BA-MT-BCS}}=6.04 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CS-MT-BCS}}=3.36 \times 10^{-3}$. 图 8 给出了三种方法重构误差随信噪比的变化. 计算时间方面, $T^{\text{CS-MT-BCS}}/T^{\text{CG}}=0.50\%$ ($T^{\text{CS-MT-BCS}}=1.44 \times 10^2$ s, $T^{\text{CG}}=2.91 \times 10^4$ s). 从重构误差以及重构时间可以得出, CS-MT-BCS 方法应用于十字形不均匀单目标微波成像时重构精度优于 CG 算法和 BA-MT-BCS 方法, 重构效率高于 CG 算法, 证明了该方法的有效性.

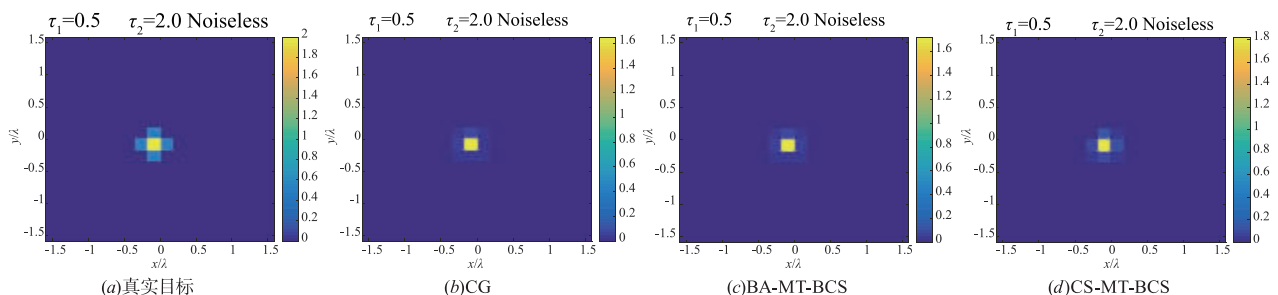


图7 十字形不均匀目标成像结果

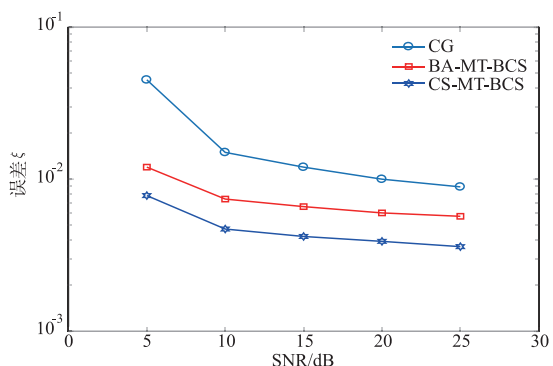


图8 三种方法对十字形目标重构误差随信噪比SNR的变化

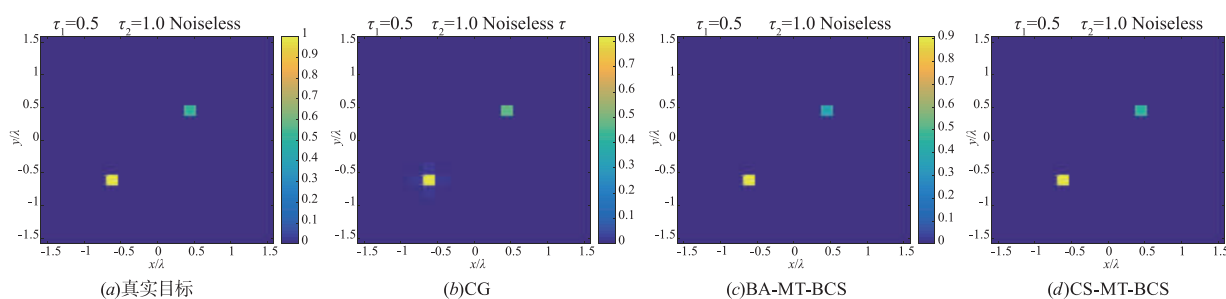


图9 不均匀多目标微波成像结果

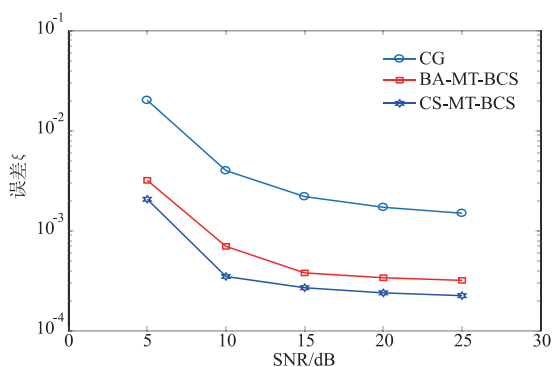


图10 三种方法多目标重构误差随信噪比SNR的变化

5 结语

本文在对比源框架下利用多任务贝叶斯压缩感知方法对不同散射体进行了微波成像研究. 采用拉普拉斯先验促进解的稀疏性, 通过求解稀疏权值向量的最大后验概率函数, 最终实现对目标函数的重构. 通过对不同散射体的重构估计结果, 并与经典数值迭代方法(CG)、一阶 Born 近似下基于拉普拉斯先验的多任务贝叶斯压缩感知(BA-MT-BCS)的结果比较, 验证了本文方法的有效性. 同时考虑了目标稀疏度及目标函数对重构结果的影响, 证明了 CS-MT-BCS 方法对稀疏度低的弱散射体和强散射体都具有较好的重构结果.

最后以多目标微波成像问题为例来验证本文方法的有效性. 以两个目标为例, 分别占据一个网格, 其目标函数分别为 $\tau_1 = 0.5, \tau_2 = 1.0$. 图 9(a)、图 9(b)、图 9(c)、图 9(d) 分别为目标的实际位置、目标函数及三种方法的重构结果. 定量计算重构误差分别为: $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CG}} = 1.06 \times 10^{-3}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{BA-MT-BCS}} = 3.02 \times 10^{-4}$ 、 $\xi_{\text{Noiseless}}^{\text{CS-MT-BCS}} = 2.2 \times 10^{-4}$. 图 10 是考虑噪声情况下三种方法重构误差随 SNR 的变化曲线. 从上述结果可以看出, 当对不均匀、多目标微波成像时, 相比 CG、BA-MT-BCS、CS-MT-BCS 方法仍然具有更高的精度和鲁棒性.

参考文献

- [1] 吴一戎, 洪文, 张冰尘, 等. 稀疏微波成像研究进展[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 383-395.
Wu Yirong, Hong Wen, Zhang Bingchen, et al. Current development of sparse microwave imaging[J]. Journal of Radars, 2014, 3(4): 383-395. (in Chinese)
- [2] Wang Y M, Chew W C. An iterative solution of the two-dimensional electromagnetic inverse scattering problem[J]. International Journal of imaging Systems and Technology, 1989, 1(1): 100-108.
- [3] Chew W C, Wang Y M. Reconstruction of two-dimensional permittivity distribution using the distorted Born iteration method[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990, 9(2): 218-225.
- [4] P M van den Berg, R E Kleinman. A contrast source inversion method[J]. Inverse Problems, 1997, 13(6): 1607-1620.
- [5] G Oliveri, M Pastorino. An inexact Newton-based approach to microwave imaging within the contrast source formulation[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2009, 57(4): 1122-1132.
- [6] X Chen. Subspace-based optimization method for solving inverse-scattering problems[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(1): 42-49.
- [7] C C Chiu, C H Sun, Y S Fan. Shape reconstruction of 2D perfectly conducting cylinder targets using the particle

- swarm optimization[J]. The Imaging Science Journal, 2012, 60(2):83-89.
- [8] Chiu C C, Liu P T. Image reconstruction of a perfectly conducting cylinder by the genetic algorithm[J]. IEE Proceedings-Microwaves, Antennas and Propagation, 1996, 143(3):249-253.
- [9] P Rocca, M Benedetti, M Donelli, et al. Evolutionary optimization as applied to inverse scattering problems[J]. Inverse Problems, 2009, 25(12):123003.
- [10] 张清河, 邓小炼. BCGs-FFT 结合 BP 神经网络反演金属介质复合柱体目标参数[J]. 电子学报, 2010, 38(5):1217-1220.
Zhang Qing-he, Deng Xiao-lian. Composite metallic and target parameters reconstruction by means of BCGs-FFT and BP neural networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5):1217-1220. (in Chinese)
- [11] 张清河, 汪洋, 陈将宏. 基于支持向量机的复合柱体目标参数反演[J]. 电波科学学报, 2012, 27(6):1232-1237.
Zhang Qinghe, Wang Yang, Chen Jianghong. Composite conducting-dielectric cylinder parameters reconstruction by means of SVM[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012, 27(6):1232-1237. (in Chinese)
- [12] 王芳芳, 张业荣. 基于支持向量机的电磁逆散射方法[J]. 物理学报, 2012, 61(8):147-154.
Wang Fangfang, Zhang Yerong. An electromagnetic inverse scattering approach based on support vector machine[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(8):147-154. (in Chinese)
- [13] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7):1652-1662.
Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7):1652-1662. (in Chinese)
- [14] 王哲, 王秉中. 压缩感知理论在矩量法中的应用[J]. 物理学报, 2014, 63(12):14-20.
Wang Zhe, Wang Bingzhong. Applications of compressed sensing theory in the method of moments[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(12):14-20. (in Chinese)
- [15] 柴水荣, 郭立新. 基于压缩感知的一维海面与二维舰船复合后向电磁散射快速算法研究[J]. 物理学报, 2015, 64(6):43-50.
Chai Shuirong, Guo Lixin. A new fast algorithm based on compressive sensing for composite electromagnetic back scattering from a 2D ship located on a 1D rough sea surface[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(6):43-50. (in Chinese)
- [16] M Carlin, P Rocca, G Oliveri, et al. Directions-of-arrival estimation through Bayesian compressive sensing strategies[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013, 61(7):3828-3838.
- [17] M D Migliore. A compressive sensing approach for array diagnosis from a small set of near-field measurements[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(6):2127-2133.
- [18] B Fuchs. Synthesis of sparse arrays with focused or shaped beam pattern via sequential convex optimizations[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(7):3499-3503.
- [19] L Poli, G Oliveri, A Massa. Microwave imaging within the first-order Born approximation by means of the contrast-field Bayesian compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(6):2865-2879.
- [20] Oliveri G, Rocca P, Massa A. A Bayesian-compressive-sampling-based inversion for imaging sparse scatterers[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(10):3993-4006.

作者简介



张清河(通信作者) 男,教授、硕士生导师、中国电子学会会员、美国 ACES 会员。1969 年出生于湖北当阳。1992 年和 2007 年分别在华中师范大学和武汉大学获理学学士和工学博士学位。现为三峡大学计算机与信息学院学科带头人,主要从事未来无线通信技术、电磁散射与逆散射、雷达成像、天线设计与综合、阵列信号处理等领域研究工作。

E-mail: zqh@ctgu.edu.cn



于士奇 男,1993 年生于河南濮阳,三峡大学计算机与信息学院硕士研究生。研究方向为电磁散射与逆散射、微波成像等。

E-mail: 549749310@qq.com

时李萍 女,1994 年生,三峡大学计算机与信息学院硕士研究生。研究方向为机器学习方法、天线设计与综合等。

张士惠 女,1994 年生,三峡大学计算机与信息学院硕士研究生。研究方向为阵列信号处理。