

# 基于稀疏感应电流的微波实时成像方法

董旭\*

宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211

**摘要** 在医疗诊断、目标预警、无损探伤等诸多民用和军用领域中,非接触的实时微波成像技术具有重要研究意义。基于逆散射成像理论,非迭代的反演思路具备天然的实时计算能力,但其成像结果粗糙难以实用。为了提高反演图像质量,提出一种基于稀疏感应电流的实时微波成像方法。该方法利用稀疏先验信息和压缩感知算法求解成像区域中的感应电流,并结合传统非迭代反演框架实现实时成像。全波仿真结果和微波成像系统实验验证了所提方法的有效性。相比于传统非迭代反演结果,所提方法在成像质量和成像速度方面有显著提高,在实时监测、快速成像等场合具有重要应用潜力。

**关键词** 成像系统;微波成像;压缩感知;感应电流;实时

中图分类号 TN015

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223136

## Sparse-Induced Current-Based Real-Time Microwave Imaging Method

Dong Xu\*

Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, Zhejiang, China

**Abstract** In many civil and military fields such as medical diagnosis, target early warning, and non-destructive testing, the non-contact real-time microwave imaging technology is of great significance. Though the inverse scattering imaging theory based non-iterative inversion method has natural real-time computing ability, its imaging results are poor and difficult to be practically utilized. To improve the inversion image quality, a sparse induction current real-time microwave imaging method is proposed. This method uses sparse prior information and a compressed sensing algorithm to solve the induced current in the imaging area, then combines the traditional non-iterative inversion framework to achieve real-time imaging. Full-wave simulation results and microwave imaging system experiments verify the effectiveness of the proposed method. Compared with the traditional non-iterative inversion results, the proposed method has significant improvement in imaging quality and imaging speed for potential application in real-time monitoring and rapid imaging.

**Key words** imaging systems; microwave imaging; compressed sensing; induced current; real-time

## 1 引言

自麦克斯韦创立电磁理论至今,研究人员针对不同场景提出了各式各样的基于时变电磁场的电磁技术。其中,微波成像是一种工作于微波频段的电磁成像技术,在医疗诊断<sup>[1-2]</sup>、目标预警<sup>[3]</sup>、无损探伤<sup>[4]</sup>等诸多军用和民用领域有着广泛的应用前景。在安检监控<sup>[5]</sup>、实时跟踪<sup>[6]</sup>等特定场合,具备快速响应能力的实时成像方法尤为重要。

微波成像本质上是求解基于电磁散射的逆问题<sup>[7]</sup>。首先,电磁散射的正问题关注散射场的产生过程,具体指电磁波通过一个或者多个位于不同位置的天线照射目标散射体,并与其相互作用形成散射场。

对应地,逆散射问题的目的在于从已知散射场中恢复待测物体的电磁特性。从数学上,逆散射问题需要解决的是一个病态的非线性方程,其求解思路主要有线性非迭代和非线性迭代。其中,线性非迭代算法基于某些近似线性化或分解为多个线性问题,从而使线性问题无需迭代即可计算求解。这类算法主要包括 Born 近似<sup>[8]</sup>、Rytov 近似<sup>[9]</sup>、反向传播(BP)算法<sup>[7]</sup>和线性抽样算法<sup>[10]</sup>等。尽管线性算法由于近似估计存在适用性有限、反演结果粗糙的缺陷,但是其非迭代的计算特点保证了成像效率和速度。对于非线性迭代算法,它的主要思路则是将逆散射问题转化为一个优化问题,典型算法包括高斯牛顿算法<sup>[11]</sup>、对比源反演算法<sup>[12]</sup>、子空间优化算法<sup>[13]</sup>等。得益于对逆散射问题更为精确的理论建模,非线性算法

收稿日期: 2022-11-23; 修回日期: 2022-12-18; 录用日期: 2023-02-06; 网络首发日期: 2023-02-16

通信作者: \*dongxu4596@163.com

依赖大量计算资源可实现长时间的迭代计算,进而具备高质量的目标反演能力。当前,随着大规模图像处理单元技术(GPU)的成熟以及高效的并行张量流处理平台的开源(如 TensorFlow 与 PyTorch),深度学习技术在微波逆散射成像领域已经取得了突破性进展<sup>[14-15]</sup>。由于模型训练的需求,基于深度学习的逆散射成像方法存在高计算资源、长训练时间的不足,这严重阻碍了实时微波成像系统的快速部署。

随着采样理论不断发展,压缩感知指出稀疏信号能够以低于传统奈奎斯特采样频率实现原始信号的高质量还原<sup>[16]</sup>。基于压缩感知理论框架,各式各样的微波成像算法和成像系统被相继提出<sup>[17-19]</sup>。在欠采样中,稀疏先验主要来自目标介电常数分布的稀疏特性。受制于优化反演的迭代过程,基于非线性成像模型的压缩感知微波成像算法仍难以适应实时成像场景。因此,本文基于压缩感知理论并结合传统非迭代逆散射成像框架,提出一种基于稀疏感应电流的微波实时成像方法。全波仿真结果和微波成像系统实验验证了所提方法的有效性,与传统的逆散射成像方法相比,该方法在成像质量和成像速度方面有显著提高。

## 2 逆散射成像模型和反演算法

本研究考虑二维平面内、横磁(TM)波入射的目标成像。图 1 为基于多发多收天线的逆散射成像原理的基本框图,  $M$  个发射天线 Tx 与  $M$  个接收天线 Rx 等距均匀分布在位于成像区域  $D$  远场处的圆周  $S$  上,且发射天线与接收天线间隔排列。其中,发射天线 Tx 依次发射电磁波照射位于  $D$  内的待测目标,散射场被位于不同角度的  $M$  个接收天线 Rx 接收。简单起见,待测目标为非磁性的介质体,且位于均匀背景中。微波成像本质上属于散射逆问题,该问题由于众多的未知参数具有很强的病态性。通过不同角度多次发射电磁波照射成像区域,有助于充分获得耦合目标信息的散射测量值,从而缓解上述逆散射问题的病态性,提高成像质量。

为了计算成像,成像区域  $D$  被划分为  $N$  个离散网

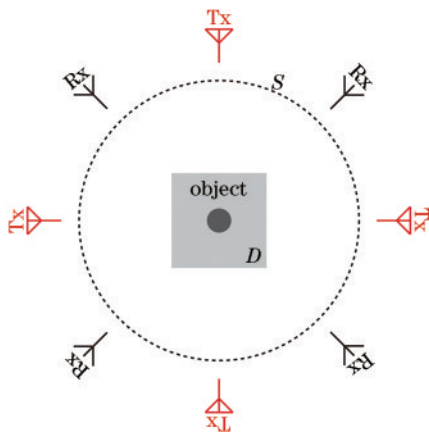


图 1 逆散射成像系统基本框图

Fig. 1 Basic block diagram of backscatter imaging system

格,每个网格中心点位置标记为  $\mathbf{r}_n, n=1, 2, \dots, N$ 。根据 L-S 方程<sup>[7]</sup>,向量形式的电磁散射正问题模型如下:

$$\mathbf{E}_{\text{tot}} = \mathbf{E}_{\text{inc}} + \mathbf{G}_D \cdot \mathbf{J}, \quad (1)$$

$$\mathbf{J} = \boldsymbol{\chi} \cdot \mathbf{E}_{\text{tot}}, \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{E}_{\text{tot}}, \mathbf{E}_{\text{inc}}$  分别表示成像区域  $D$  处的总场和入射场;  $\mathbf{G}_D$  为成像区域内网格间的格林函数;  $\mathbf{J}$  为待测物体与总电场相互作用的感应电流;  $\boldsymbol{\chi}$  为反映待测物体电磁参数的对比度函数,其元素值  $\chi(\mathbf{r}_n) = \epsilon_r(\mathbf{r}_n) - 1, \epsilon_r$  为相对介电常数。假设成像距离满足远场范围条件,因此在数值仿真和实验中均采用平面波作为入射场  $\mathbf{E}_{\text{inc}}$  的表达式。根据电波传播理论,位于接收天线处的散射场  $\mathbf{E}_{\text{sca}}$  可表示为

$$\mathbf{E}_{\text{sca}} = \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}, \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{G}_S$  为接收天线与成像区域网格之间的格林函数。

微波逆散射成像的求解过程是从测量的散射场  $\mathbf{E}_{\text{sca}}$  中恢复待测目标的对比度函数  $\boldsymbol{\chi}$ , 即介电常数分布  $\boldsymbol{\epsilon}$ 。根据式(2)可知,感应电流  $\mathbf{J}$  与总场  $\mathbf{E}_{\text{tot}}$  之间存在线性关系。这就意味着:如果对比度函数  $\boldsymbol{\chi}$  在成像区域  $D$  中是空间稀疏分布的,则对应的感应电流  $\mathbf{J}$  也具有空间稀疏特性(即本研究所说的稀疏感应电流)。因此,拟利用稀疏先验和压缩感知求解成像区域处稀疏感应电流,并结合非迭代的传统 BP 算法实现目标快速反演。

图 2 为基于稀疏感应电流的 BP 反演算法框图。

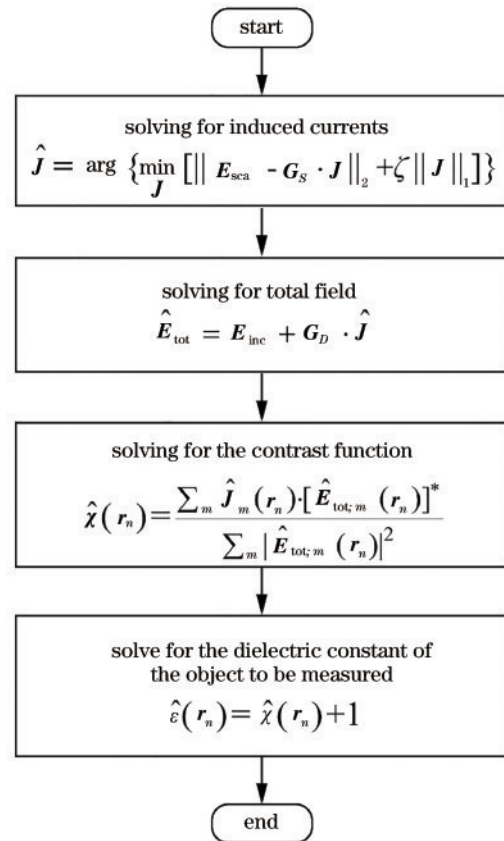


图 2 基于稀疏感应电流的 BP 反演算法框图

Fig. 2 Block diagram of BP inversion algorithm based on sparse induced currents

首先,利用压缩感知算法计算式(3)中不同入射场下的稀疏解,即稀疏感应电流 $\hat{\mathbf{J}}_m, m=1, 2, \dots, M$ ;在此基础上,通过L-S方程计算成像区域中的总场值 $\hat{\mathbf{E}}_{\text{tot}; m}$ ;之后,根据感应电流与总场之间关系[式(2)]求解对比度函数 $\hat{\chi}_m$ ;最终获得待测物体的介电常数分布 $\hat{\epsilon}_m$ 。

在数学上,求稀疏解的 $\ell_0$ 范数优化问题可以转化为 $\ell_1$ 范数凸优化最小值问题。具体地,稀疏感应电流的求解表达式<sup>[20]</sup>为

$$\hat{\mathbf{J}} = \arg \{ \min [ \|\mathbf{E}_{\text{sca}} - \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}\|_2 + \zeta \|\mathbf{J}\|_1 ] \}, \quad (4)$$

式中: $\|\mathbf{J}\|_1$ 是稀疏正则化因子;正则化参数 $\zeta \in [0, +\infty)$ ;  $\|\mathbf{E}_{\text{sca}} - \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}\|_2$ 为残差。采用收敛速度快、计算复杂度低的两步迭代收缩阈值算法作为压缩感知重构算法<sup>[20]</sup>。方便起见,将上述基于稀疏感应电流的BP反演算法简称为改进BP算法。

### 3 稀疏感应电流

在逆散射成像系统中,格林函数 $\mathbf{G}_S$ 中的行向量决定着接收天线对散射场的空间采样能力。因此,在应用压缩感知算法之前,有必要利用奇异值分解对矩阵 $\mathbf{G}_S$ 进行采样性能评估。由线性代数知识可知,奇异值分解可以衡量矩阵之间的行相关性,奇异值曲线的平坦与否表明了该信号空间包含的信息量多少。

图3为不同接收天线数量下 $\mathbf{G}_S$ 矩阵的奇异值曲线图。其中,天线数量 $M$ 分别为6、12、18、24。结果显示:接收天线数量增加至12时,奇异值曲线基本保持一致,表明了有效的采样能力;继续增加天线数量(采样数量),曲线开始下降,表明采样效率降低。因此,将接收天线数量设置为12。

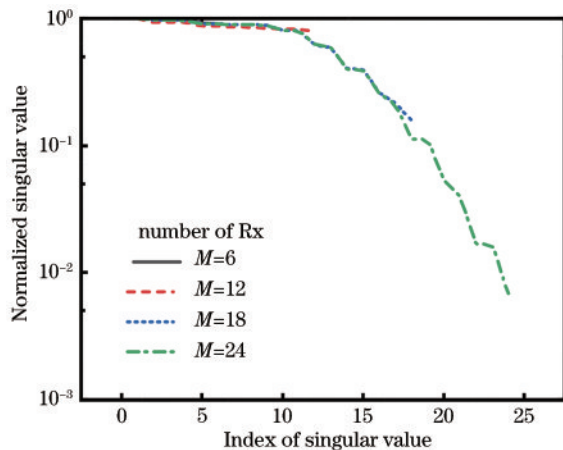


图3 不同接收天线数量 $M$ 的 $\mathbf{G}_S$ 矩阵奇异值谱

Fig. 3 Singular value spectrum of  $\mathbf{G}_S$  matrix for different number of receiving antennas  $M$

为了得到准确的稀疏感应电流值, $\ell_1$ 凸优化中正则化参数 $\zeta$ 的选取尤为关键。类似于L曲线,采用帕累托曲线来获取最优的正则化参数<sup>[21]</sup>,使其能够在残

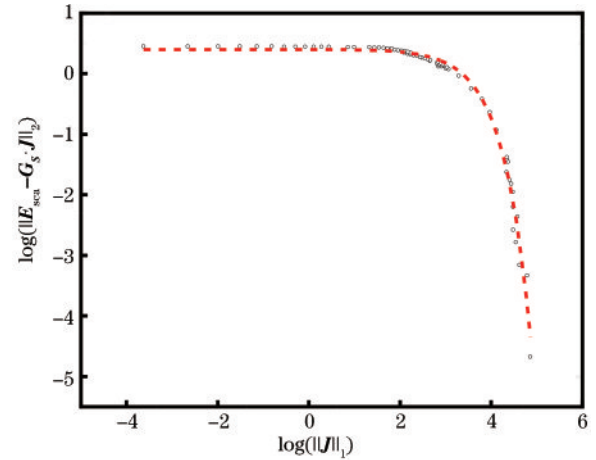


图4 不同正则化参数构成的帕累托曲线

Fig. 4 Pareto curves composed of different regularization parameters

差 $\|\mathbf{E}_{\text{sca}} - \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}\|_2$ 和稀疏因子 $\|\mathbf{J}\|_1$ 之间取得平衡。图4的 $x$ - $y$ 对数坐标平面内,不同正则化参数 $\zeta$ 下求解所得的点 $(\|\mathbf{J}\|_1, \|\mathbf{E}_{\text{sca}} - \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}\|_2)$ 构成一条离散的帕累托曲线,并利用一阶单指数函数拟合得到连续曲线。

从图4可以看出:在曲线右侧的垂直部分,正则化参数 $\zeta$ 较小,且随着 $\zeta$ 不断增大,残差值相对应增大,但 $\|\mathbf{J}\|_1$ 基本保持不变,因此垂直部分处于过正则化状态;对于曲线左侧的水平曲线段,正则化参数 $\zeta$ 较大,且 $\|\mathbf{E}_{\text{sca}} - \mathbf{G}_S \cdot \mathbf{J}\|_2$ 基本上保持不变,但 $\|\mathbf{J}\|_1$ 随着 $\zeta$ 的变化明显,故此水平部分处于欠正则化状态。为了避免欠正则化或过正则化,结合以上两点,选取正则化参数 $\zeta$ 的策略是以水平部分到垂直部分的拐角处来作为正则化参数的最优值,即曲线上曲率最大点所对应的 $\zeta$ 作为最优的正则化参数<sup>[21]</sup>。在本研究中,该正则化参数 $\zeta$ 的值为 $9 \times 10^{-4}$ 。

在传统BP算法中<sup>[7]</sup>,假设感应电流与散射场成比例,从而获得估算的感应电流。作为对比,通过MATLAB软件分别计算单个圆柱目标的感应电流分布。在仿真分析中,整个成像系统工作于5.8 GHz,其对应的自由空间波长 $\lambda$ 为5.17 cm。成像区域 $D$ 大小设置为 $2\lambda \times 2\lambda$ 并离散为 $N(60 \times 60)$ 个网格。发射天线和接收天线数量分别为12,且等距均匀地间隔分布在位于远场的圆周上。图5(a)、(b)分别为介电常数为3、直径为0.4 $\lambda$ 的原始圆柱目标和正问题理论下的感应电流分布。其中,箭头方向为入射场方向。图5(c)、(d)则分别为基于传统BP算法求解的感应电流和基于压缩感知算法的稀疏感应电流。对比结果显示:由于微波逆散射成像的病态性,传统BP成像算法反演的感应电流数值偏小,并且背景畸化严重;而基于压缩感知的感应电流分布更接近理论值,同时在成像区域内具备稀疏特征,为之后目标的准确反演提供了保证。

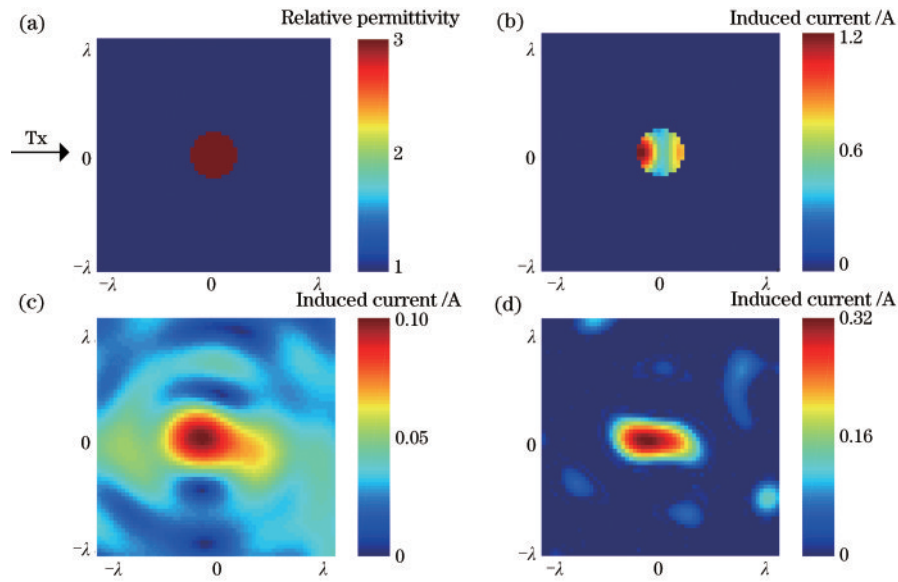


图 5 感应电流仿真结果。(a)原始物体;(b)理论感应电流;(c)基于BP的感应电流;(d)稀疏感应电流

Fig. 5 Induced current simulation results. (a) Original object; (b) theoretical induced currents; (c) BP-based induced currents; (d) sparse induced currents

#### 4 仿真反演结果

为验证所提算法的有效性,利用传统BP算法和

改进的BP算法分别对直径为  $0.4\lambda$  的圆柱体目标进行仿真反演。图 6(a)为位于中心的单圆柱物体和位于任意位置的双圆柱的原始目标图。在仿真实验中,

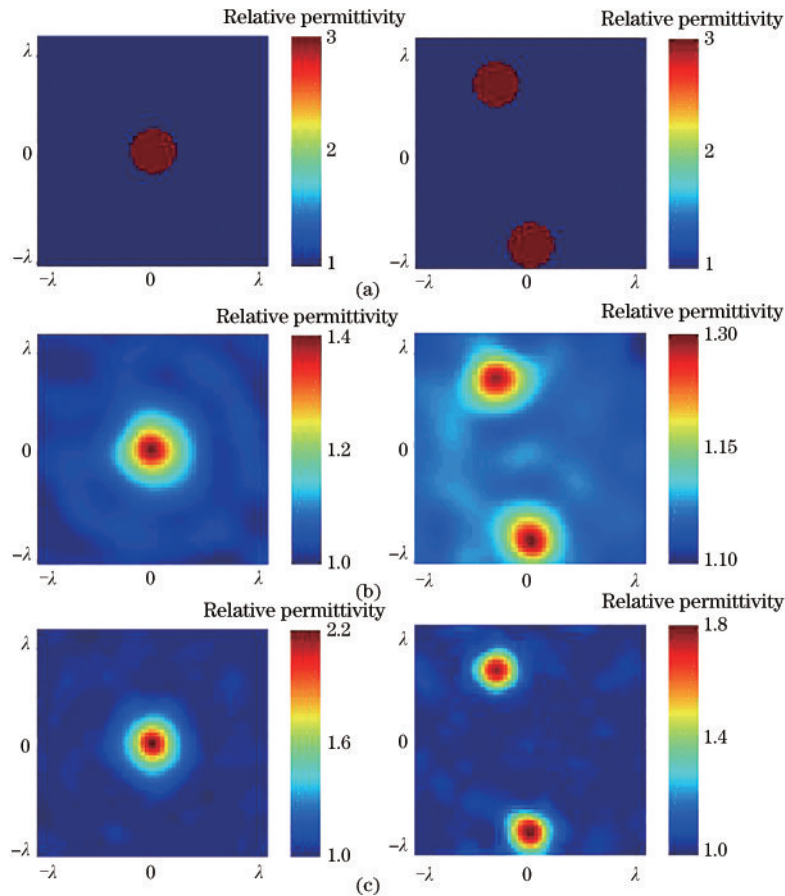


图 6 仿真成像结果。(a)原始物体;(b)基于传统BP算法的反演结果;(c)基于改进BP算法的反演结果

Fig. 6 Simulation imaging results. (a) Original object; (b) inversion results based on traditional BP algorithm; (c) inversion results based on improved BP algorithm

对理想的散射场添加高斯白噪声,使其信噪比为 10 dB。

图 6(b)为基于传统 BP 算法的重建图像:尽管目标位置仍能准确定位,但单圆柱背景有明显的圆环状结构,反演的介电常数最大值仅为 1.4;双圆柱物体由于圆柱之间散射场的相互作用,其背景畸变严重且介电常数数值较低。图 6(c)为利用基于稀疏感应电流的改进 BP 算法反演所得图像。可以看出,重建目标的位置和轮廓与原始物体保持一致,且背景清晰。以

单圆柱为例,其反演的介电常数最大值达到 2.2。相比于传统 BP 算法,基于稀疏感应电流的 BP 算法改善了高介电常数目标的非线性问题,有效提升了微波定量成像质量。

为了探究不同发射天线数量对成像结果的影响,以中心圆柱为例分别仿真计算了 3 个发射天线和 12 个接收天线、6 个发射天线和 12 个接收天线条件下,传统 BP 算法及基于稀疏感应电流的改进 BP 算法的反演结果,具体如图 7 所示。

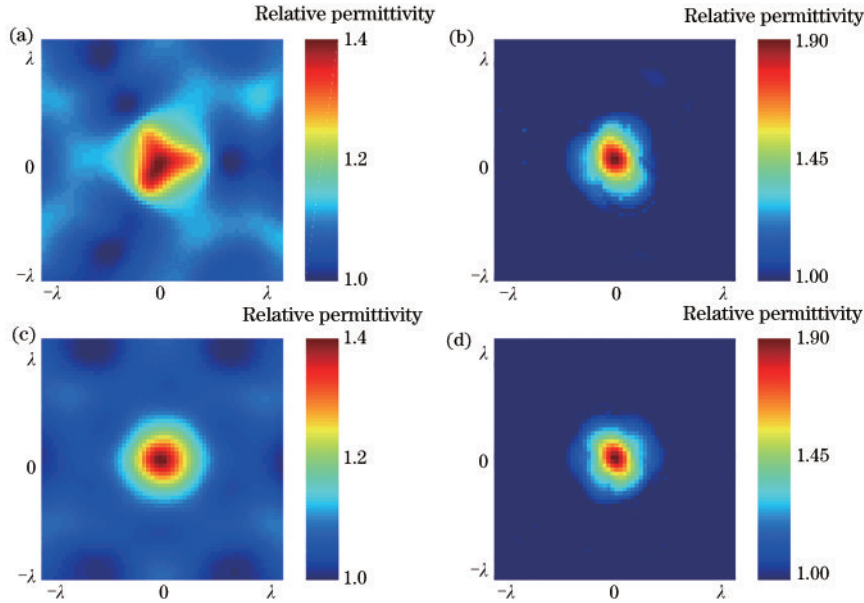


图 7 利用不同发射天线数量的仿真结果。(a) 3 发 12 收传统 BP 算法反演结果;(b) 3 发 12 收改进 BP 算法反演结果;(c) 6 发 12 收传统 BP 算法反演结果;(d) 6 发 12 收改进 BP 算法反演结果

Fig. 7 Simulated results using different number of transmitting antennas. (a) Inversion results based on conventional BP algorithm using 3 Tx and 12 Rx; (b) inversion results based on improved BP algorithm using 3 Tx and 12 Rx; (c) inversion results based on conventional BP algorithm using 6 Tx and 12 Rx; (d) inversion results based on improved BP algorithm using 6 Tx and 12 Rx

相比于 12 个发射天线和 12 个接收天线的反演结果[图 6(b)、(c)],随着发射天线数量降低,不论是传统 BP 算法还是改进 BP 算法,重建图像的形状均发生了畸变,且反演的目标介电常数低。因此,在后续实验中,设置 12 个发射天线和 12 个接收天线。

进一步地,分别对图 6(b)、(c)进行误差定量分析以及图像重建时间计算。表 1 为传统 BP 算法和改进 BP 算法重建目标的相对误差和反演速度。其中,误差为介电常数反演最大值的相对误差:

表 1 仿真的重建误差与反演速度比较

Tabel 1 Comparison of reconstruction error and inversion speed of the simulation

Index	Algorithm	Single cylinder	Double cylinder
Relative error	Traditional BP	0.53	0.56
	Improved BP	0.36	0.40
Time /s	Traditional BP	1.20	1.19
	Improved BP	0.46	0.44

$$E_{\text{error}} = \frac{|\epsilon_{\text{max}} - \hat{\epsilon}_{\text{max}}|}{\epsilon_{\text{max}}}, \quad (5)$$

式中: $\hat{\epsilon}_{\text{max}}$ 和 $\epsilon_{\text{max}}$ 分别是反演图像和原始图像的最大值。从表 1 可以看出,改进 BP 算法相较于传统算法在介电常数定量反演性能和成像速度上均有明显提升,体现了所提算法实时成像的潜在能力。

## 5 实验系统验证

图 8(a)、(b)分别为利用射频开关网络实现的 5.8 GHz 微波成像实验系统示意图和实际照片。该成像系统的硬件组成主要包括发射和接收电磁信号的标准贴片天线、控制微波信号通路的射频开关网络以及矢量网络分析仪(VNA)。和仿真设置一致,24 个贴片天线分别作为发射天线和接收天线按 TM 极化方向等距间隔排列在半径为 4.64λ 的圆周上。其中,贴片天线的具体尺寸为 0.72λ × 0.72λ,则根据夫琅禾费远场计算公式,发射天线与成像区域的距离满足远场平面波条件。利用单片机分别控制两个 1 切 12 的开关网

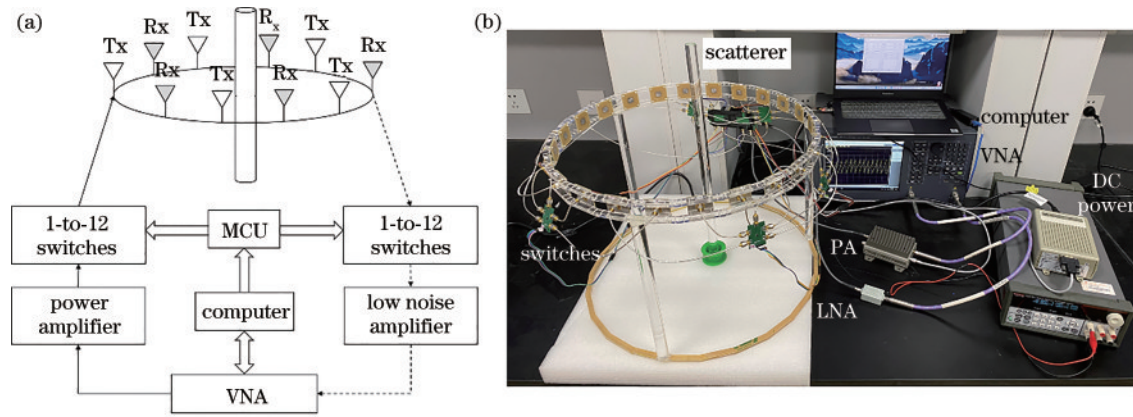


图8 基于射频开关网络的微波成像实验系统。(a)系统框图;(b)实验照片

Fig. 8 Experimental system of microwave imaging based on radio frequency switching network. (a) Block diagram of the system; (b) experimental photos

络,使其根据指令依次选择对应的收发通路。具体的信号采样流程为:单片机控制发射开关网络某一通路,通过对应的Tx将电磁波照射待测物体形成入射场;同时,单片机依次切换接收开关网络的通路,使得散射场位于不同角度的12个接收天线依次接收。接下来,切换不同发射通路并重复上述流程,最终获得一组包含散射场信息的 $12 \times 12$ 矩阵。实际测量中,采用功率放大器(PA)和低噪声放大器(LNA)来保证良好的信噪比条件。在反演计算前,需要对直接测量得到的S参数进行校准处理,本实验采用入射场校准的方法<sup>[22]</sup>。得益于极低延时的电控射频开关网络,无需天线与散射体目标的相对位移就能完成数据采样,为

实时成像系统提供了硬件条件。

图8(b)以位于成像区域中心的有机玻璃圆柱体作为待测散射体。其中,圆柱体直径为2 cm,相对介电常数约为3。图9(a)、(b)分别为利用传统BP算法和改进BP算法反演的重建图像。可以看出:基于传统BP的反演图像的介电常数低且背景严重失真;基于改进BP的反演目标位于中心位置且背景基本清楚,其介电常数最大值为1.8。在成像速度上,改进BP算法计算时间从传统BP的1.26 s缩短到0.54 s,实现了毫秒级成像。综上所述,所提基于稀疏感应电流的改进BP算法在成像质量和成像速度方面有显著提高。

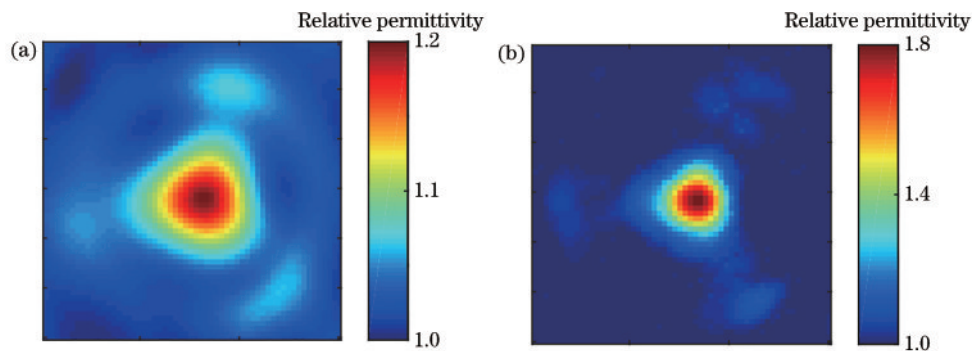


图9 实验反演图像。(a)传统BP算法成像结果;(b)改进BP算法成像结果

Fig. 9 Experimental inversion images. (a) Imaging results of traditional BP algorithm; (b) imaging results of improved BP algorithm

## 6 结 论

提出一种基于稀疏感应电流的实时微波成像方法。基于逆散射成像模型,该方法利用稀疏先验和压缩感知算法获得稀疏感应电流,并结合传统非迭代BP框架,实现了散射体目标的介电常数快速反演。全波仿真结果和微波成像系统实验验证了所提方法的有效性。与传统方法相比,所提方法在成像质量和成像速度方面有显著提高,在实时监测、快速成像等场景具有重要应用意义。

## 参 考 文 献

- [1] Zhao S X, Wang H H, Li Y J, et al. Ultrashort-pulse-microwave excited whole-breast thermoacoustic imaging with uniform field of large size aperture antenna for tumor screening[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2022, 69(2): 725-733.
- [2] Li Y J, Zhang S X, Wu L H, et al. Polarization microwave-induced thermoacoustic imaging for quantitative characterization of deep biological tissue microstructures [J]. Photonics Research, 2022, 10(5): 1297-1306.

- [3] Elboushi A, Sebak A. MMW sensor for hidden targets detection and warning based on reflection/scattering approach[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(9): 4890-4894.
- [4] Rahman M S U, Al-Wahedi K, Abou-Khousa M A. Microwave resonant loaded probe for non-destructive evaluation of multilayer composites[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2022, 41(1): 5.
- [5] Salmon N A. Indoor full-body security screening: radiometric microwave imaging phenomenology and polarimetric scene simulation[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 144621-144637.
- [6] Park W K. Real-time detection of small anomaly from limited-aperture measurements in real-world microwave imaging[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 171: 108937.
- [7] Chen X D. *Computational methods for electromagnetic inverse scattering*[M]. Singapore: John Wiley & Sons, 2018.
- [8] 黄卡玛, 赵翔. 电磁场中的逆问题及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- Huang K M, Zhao X. Inverse problem in electromagnetic field and its application[M]. Beijing: Science Press, 2005.
- [9] Manica L, Rocca P, Salucci M, et al. Scattering data inversion through Interval Analysis under Rytov approximation[C]//2013 7th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), April 8-12, 2013, Gothenburg, Sweden. New York: IEEE Press, 2013: 82-85.
- [10] Cakoni F, Colton D, Monk P. *The Linear Sampling Method in Inverse Electromagnetic Scattering*[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2011.
- [11] Abubakar A, Habashy T M, Pan G D, et al. Application of the multiplicative regularized Gauss-Newton algorithm for three-dimensional microwave imaging[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2012, 60(5): 2431-2441.
- [12] van den Berg P M, Kleinman R E. A contrast source inversion method[J]. *Inverse Problems*, 1997, 13(6): 1607-1620.
- [13] Pan L, Chen X D, Zhong Y, et al. Comparison among the variants of subspace-based optimization method for addressing inverse scattering problems: transverse electric case[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2010, 27(10): 2208-2215.
- [14] Wei Z, Chen X D. Deep-learning schemes for full-wave nonlinear inverse scattering problems[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(4): 1849-1860.
- [15] Xu K W, Wu L, Ye X Z, et al. Deep learning-based inversion methods for solving inverse scattering problems with phaseless data[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2020, 68(11): 7457-7470.
- [16] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [17] 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.
- [18] Poli L, Oliveri G, Rocca P, et al. Bayesian compressive sensing approaches for the reconstruction of two-dimensional sparse scatterers under TE illuminations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(5): 2920-2936.
- [19] 于士奇, 张清河, 覃琴, 等. 一阶 Born 近似下的不均匀目标贝叶斯压缩感知微波成像方法[J]. *微波学报*, 2020, 36(3): 49-54.
- Yu S Q, Zhang Q H, Qin Q, et al. Microwave imaging of non-uniform target within the first-order Born approximation by Bayesian compressive sensing[J]. *Journal of Microwaves*, 2020, 36(3): 49-54.
- [20] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. A new twIst: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [21] Miao Z Z, Kosmas P. Multiple-frequency DBIM-TwIST algorithm for microwave breast imaging[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2017, 65(5): 2507-2516.
- [22] Ostadrahimi M, Mojabi P, Gilmore C, et al. Analysis of incident field modeling and incident/scattered field calibration techniques in microwave tomography[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2011, 10: 900-903.