

采用曲波变换和电容层析成像的 两相流含水率测量方法

张皓冬¹, 陆程程¹, 胡红利¹, 杨海潮¹, 董海健²

(1. 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 西安西电电力电容器有限责任公司, 710082, 西安)

摘要: 针对电容层析成像(ECT)逆问题的欠定性,提出了一种基于曲波变换的图像稀疏重构算法。首先,采用曲波变换基作为稀疏基,从多尺度对模拟介质分布图像进行稀疏表示,提高了ECT灰度值向量的稀疏度;其次,应用迭代软阈值算法对曲波系数进行稀疏重构,同时使用奇异值分解算法计算最优灵敏度广义逆矩阵;最后,搭建ECT测量平台,通过静态实验重构5种典型实际流型,验证所提算法的有效性。实验结果表明:所提算法可有效抑制伪影,重构图像边界清晰,同时在图像相关系数、相对图像误差上均优于传统重构算法,比Landweber迭代算法相关系数提高约37.9%,相对误差减小约17.6%;基于稀疏重构的后处理图像可用于截面含水率的测量,含水率平均误差低于10%,最低为4.32%。该方法有效提高了ECT重构图像质量,能够满足天然气精准开采的工业需求。

关键词: 电容层析成像;曲波变换;两相流;图像稀疏重构算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202407013 **文章编号:** 0253-987X(2024)07-0139-09

Two-Phase Flow Water Fraction Measurement Using Curvelet Transform and Electrical Capacitance Tomography

ZHANG Haodong¹, LU Chengcheng¹, HU Hongli¹, YANG Haichao¹, Dong Haijian²

(1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Xi'an Xidian Power Capacitor Co., Ltd., Xi'an 710082, China)

Abstract: To address the ill-posed nature of the inverse problem in electrical capacitance tomography (ECT), this study introduces a sparse reconstruction algorithm based on the curvelet transform. Firstly, the curvelet transform is applied as the sparse basis to decompose binary images of ideal medium distribution across multiple scales and angles. This approach improves the sparsity of ECT grayscale value vectors. Subsequently, the iterative thresholding shrinkage algorithm is employed for the sparse reconstruction of curvelet coefficients, and the optimal sensitivity pseudo-inverse matrix is calculated using the singular value decomposition algorithm. Finally, an ECT measurement platform is established, and five typical real medium phantoms are reconstructed through the static experiment to confirm the effectiveness of the proposed algorithm. Experimental results demonstrate that the algorithm proposed in this paper effectively suppresses artifacts and provides clearly boundaries in reconstructed images. Meanwhile, it

收稿日期: 2024-03-09。 作者简介: 张皓冬(1999—),男,硕士生;胡红利(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目:

国家自然科学基金资助项目(52177009);陕西省科技攻关计划资助项目(2016GY-001)。

网络出版时间: 2024-04-16

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20240415.1458.012>

outperforms traditional reconstruction algorithms in terms of image correlation coefficient and image relative error. Specifically, compared to the Landweber iteration algorithm, the proposed algorithm shows an increase of approximately 37.9% in image correlation coefficient and a reduction of approximately 17.6% in relative error. Post-processed images can be utilized for water fraction measurement, with an average relative error below 10%, potentially as low as 4.32%. The algorithm introduced in this paper effectively enhances the quality of reconstructed images in ECT, meeting the industrial requirements for precise natural gas extraction.

Keywords: electrical capacitance tomography; curvelet transform; two-phase flow; sparse reconstruction algorithm

电容层析成像(ECT)技术使用电容传感器,对被测敏感场内的介质分布进行成像,实现了管道内流体的无损可视化监测。ECT在我国石油、天然气输送中得到了广泛应用,其图像重构质量直接影响工业生产效率^[1-3]。然而,采用该技术仍然存在一系列问题,其中ECT的欠定性是制约重构质量的关键因素^[4],主要表现在待重构像素数远大于传感器独立测量值的数目,导致数值解不唯一,难以准确测量两相流参数^[5]。因此,缓解ECT的欠定性对于改善图像质量、提高生产效率具有重要的意义^[6-8]。

为解决ECT欠定性的问题,传统的物理层方法集中在提高传感器的独立测量数^[9-10]。然而,简单地增加传感器电极数会显著降低ECT测量系统的信噪比^[11]。面向保持原有独立电极数的需求,基于旋转电极思想的解决方法包括组合电极^[12]和机械旋转电极^[13]策略。其中,组合电极通过控制基础电极的电气连接从而改变组合电极的起始位置,使传感器实现电气旋转;机械旋转电极则采用伺服驱动装置使传感器产生物理旋转。这些方法不可避免地增加了硬件系统的复杂度,对控制电路和传感器加工工艺提出了更高的要求,从而降低了可实践性。

为了克服上述缺点,有学者从算法角度入手,研究基于压缩感知的ECT图像稀疏重构^[14-16],该理论旨在通过稀疏采样的样本准确重构原始信号。 Wu 等^[17]使用离散余弦变换基,通过正交匹配追踪算法对8电极ECT系统进行图像重构。在稀疏基的选择方面,刘昭麟对比了4种典型稀疏基的稀疏度,最终选择离散余弦变换基进行重构^[18]。 Ye 等^[19]提出了一种新颖的稀疏表达方法,该方法以基本几何形状作为稀疏基,将真实介质分布图像近似表示为基本形状的线性组合,并对线性系数进行重构。综上所述,合适的稀疏表示是ECT稀疏重构的关键因素。然而,对于流型复杂、重构像素数较大的情况,传统稀疏基在ECT图像上的稀疏度并不理想^[18]。

因此,若能提出新的稀疏基来实现更好的稀疏表示效果,对ECT图像稀疏重构具有重要意义。曲波变换是一种多尺度、多方向性的函数分析方法,由于具有高效、精准地表达光滑奇异值曲线的目标函数的优点,在信号处理和图像重构领域获得了广泛的应用^[20-22],为本文的工作提供了实现方案。

本文提出了一种基于离散曲波变换和迭代软阈值算法的ECT图像稀疏重构算法(DCT-IST)。首先,引入曲波变换基作为稀疏基,从不同尺度提取图像特征,提高了ECT图像的稀疏性;其次,采用迭代软阈值算法求解基于曲波算子的稀疏重构问题,针对算法中出现的灵敏度广义逆矩阵,对比了不同算法的逼近效果,提高了算法精度;最后,以实际流型为研究对象,通过静态实验和对比分析验证了所提算法的有效性。

1 基于曲波变换的图像重构原理

1.1 压缩感知原理

压缩感知是一种广泛应用的信号处理技术,用于重构稀疏或可压缩的信号。它利用信号稀疏的特性,以低于奈奎斯特采样频率的方式,从较少的测量值中还原出原始信号,该方法可以描述为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_{N \times 1}$ 为原始信号; $\Phi_{M \times N}$ 为观测矩阵; $\mathbf{y}_{M \times 1}$ 为观测向量。若 $\mathbf{y}$ 的维度远小于 $\mathbf{x}$ (即 $M \ll N$),此时式(1)为欠定方程,通常有无穷多组解。

若原信号 $\mathbf{x}_{N \times 1}$ 在某一正交基矩阵 $\Psi_{N \times N}$ 上的投影 $\mathbf{s}_{N \times 1}$ 是稀疏的,即 $\mathbf{s}$ 中只存在有限个非0值, $\mathbf{s}$ 称为 $\mathbf{x}$ 在 Ψ 上的稀疏系数。此时,式(1)可改写为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s} \triangleq \mathbf{A} \mathbf{s} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{A}_{M \times N}$ 为传感矩阵。

通过求解稀疏系数矩阵 $\mathbf{s}$,可以通过下式得到原信号 $\mathbf{x}$,从而完成信号恢复

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{s} \quad (3)$$

若信号具有稀疏性,可以通过 l_1 范数最小化问题近乎完美地求解出稀疏信号 $\mathbf{s}$

$$\begin{cases} \min \|\mathbf{s}\|_1 \\ \text{s. t. } \|\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \end{cases} \quad (4)$$

对于 ECT 系统,式(1)中变量对应关系为

$$\begin{cases} \mathbf{y} = \mathbf{z} \\ \mathbf{\Phi} = \mathbf{S} \\ \mathbf{x} = \mathbf{g} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{z}$ 为电容值向量; $\mathbf{S}$ 为灵敏度矩阵; $\mathbf{g}$ 为理想灰度值向量。

1.2 曲波变换

将曲波变换应用于 ECT 图像稀疏重构。Candes 和 Donoho 于 1999 年提出了第一代曲波变换,它在信号的所有可能的尺度上进行分解,是一种多尺度基波变换。第一代曲波变换可以清晰表达图像边缘,但存在参数多、计算量大、数据冗余等缺点。Candes 等提出了第二代曲波变换,使得实现过程更加简单、快速^[23]。本文采用第二代曲波变换。

函数 f 的连续曲波变换可以通过与曲波基函数的内积计算得出,曲波变换可表示为

$$c(j, l, k) = \langle f, \varphi_{j, l, k} \rangle \quad (6)$$

式中: $\varphi_{j, l, k}$ 表示曲波基函数, j, l, k 分别表示曲波基函数的尺度、方向和位置参量。

曲波基函数采用频域内的窗函数 U_j 表示, U_j 是由角度窗函数 $V(t)$ 和径向窗函数 $W(r)$ 限制的楔形区域

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} V^2(t-l) = 1, \quad t \in \left(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) \quad (7)$$

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^j r) = 1, \quad r \in \left(\frac{3}{4}, \frac{3}{2}\right) \quad (8)$$

频域上的窗函数为

$$U_j(r, \theta) = 2^{-3j/4} W(2^{-j} r) V\left(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor} \theta}{2\pi}\right) \quad (9)$$

式中: $\lfloor j/2 \rfloor$ 表示 $j/2$ 的整数部分。令 $\hat{\varphi}_j(\omega) = U_j(\omega)$, 对 $\hat{\varphi}_j(\omega)$ 作等间隔旋转和位移即可得到 2^{-j} 尺度上的所有曲波。等距旋转角度 θ_l 与位移参数 k 为

$$\theta_l = 2\pi 2^{\lfloor -j/2 \rfloor} l \quad (10)$$

$$k = (k_1, k_2), \quad k \in \mathbf{Z}^2 \quad (11)$$

在尺度 2^{-j} 、方向 θ_l 、平移参数 (k_1, k_2) 处的曲波变换为

$$\begin{cases} \varphi_{j, l, k}(x) = \varphi_j(\mathbf{R}_{\theta_l}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k^{(j, l)})) \\ \mathbf{x}_k^{(j, l)} = \mathbf{R}_{\theta_l}^{-1}(2^{-j} k_1, 2^{-j/2} k_2) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{R}_{\theta_l}$ 由 θ_l 旋转计算得到,计算式如下

$$\mathbf{R}_{\theta_l} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (13)$$

连续曲波变换可进一步写为

$$c(j, l, k) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) \overline{\varphi_{j, l, k}(x)} dx \quad (14)$$

式中: $\overline{(\cdot)}$ 表示 $(\cdot)$ 的共轭复数。其离散形式为

$$c(j, l, k) = \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] \overline{\varphi_{j, l, k}^D[t_1, t_2]} \quad (15)$$

式中: $\varphi_{j, l, k}^D$ 表示数字曲波波形。离散曲波变换的实现方法主要包括 USFFT 算法和 Wrapping 算法,其中 Wrapping 算法具有计算量小、精度高的优点,本文采用 Wrapping 算法。

1.3 迭代阈值算法

为了从曲波系数中重构出原来的信号,压缩感知需要求解 l_1 范数正则化问题。迭代阈值算法是一种广泛使用的信号重构算法,本文选用迭代软阈值算法进行稀疏重构,与硬阈值方法相比,该方法被证明具有更好的稀疏性^[24]。应用于 ECT 问题时,其迭代格式为

$$\mathbf{u}_{i+1} = T_\lambda[\mathbf{u}_i + \mathbf{A}^T(\mathbf{z} - \mathbf{A}\mathbf{u}_i)] \quad (16)$$

式中: $\mathbf{u}_i$ 为迭代 i 次的曲波系数; T_λ 表示阈值为 λ 的软阈值算子,表达式为

$$T_\lambda(x) = \text{sgn } x \max(0, |x| - |\lambda|) \quad (17)$$

迭代格式的关键在于如何定义传感矩阵的逆矩阵 $\mathbf{A}^T$, 由 ECT 系统变量对应关系可知,其表达式为

$$\mathbf{A}^T = \mathbf{C}\mathbf{S}^+ \quad (18)$$

式中: $\mathbf{C}$ 表示曲波算子; $\mathbf{S}^+$ 为灵敏度矩阵的广义逆形式,即逆矩阵 $\mathbf{A}^T$ 表示对灵敏度广义逆矩阵与某一向量的乘积作曲波变换。

综上所述,图 1 总结了基于曲波变换和迭代阈值算法的 ECT 图像稀疏重构流程。首先,对 ECT 图像进行曲波变换,得到各尺度上的曲波系数;根据实际情况和要求,设计迭代软阈值算法进行曲波系数处理;最后,对处理后的曲波系数经过曲波反变换得到重构图像,完成 ECT 图像稀疏重构。

2 结果与讨论

2.1 ECT 二值图曲波分解结果

ECT 传感器的结构主要包括贴片电极、绝缘管道以及屏蔽罩,电极均匀分布在被测管道的周围。图 2 为本文采用的 12 电极 ECT 传感器示意图。在 Comsol 有限元软件中建立传感器数值模型进行仿真分析,得到 4 种典型介质分布的二值化图形如图 3 所示,二值图尺寸大小为 63 像素 $\times$ 63 像素。

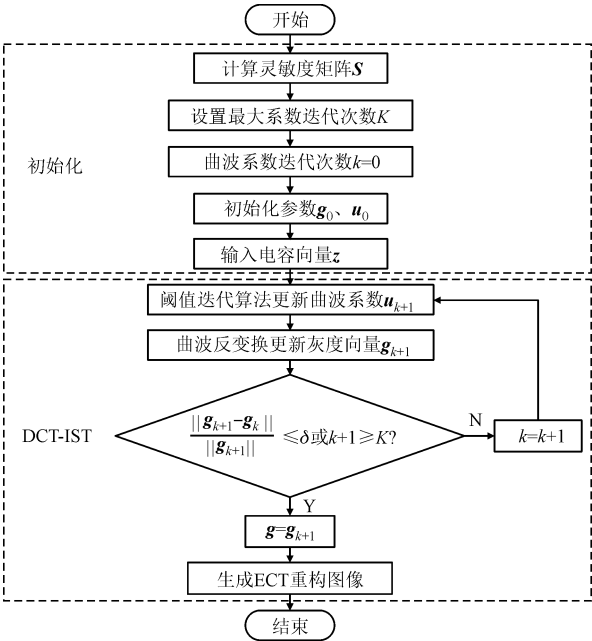


图 1 基于 DCT-IST 的稀疏重构流程图

Fig. 1 Schematic of sparse reconstruction based on DCT-IST

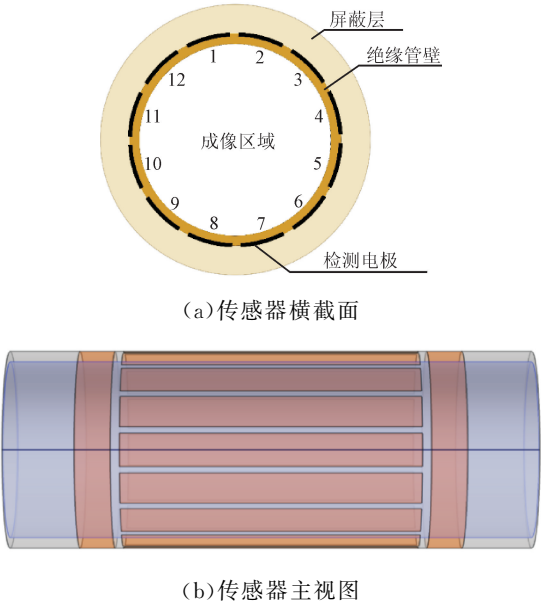


图 2 12 电极 ECT 传感器示意图

Fig. 2 Model of 12-electrode ECT sensor

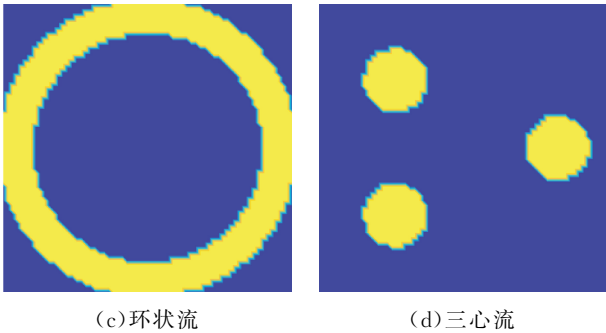
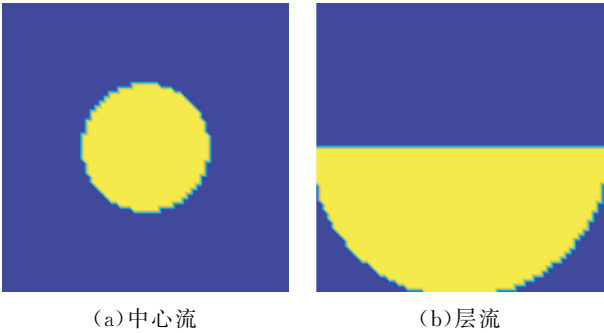


图 3 模拟介质分布二值图

Fig. 3 Binary images of simulated distribution

对 ECT 二值图进行曲波分解,曲波变换将图像分解为不同尺度层,分别表示图像不同频率的信息,图像的曲波系数由各层系数矩阵构成。ECT 二值图的曲波系数构成见表 1,根据曲波变换理论,将尺度参数设为 3,角度参数设为 16。

表 1 ECT 二值图曲波系数构成

Table 1 Curvelet coefficients for ECT binary images

尺度层次	系数矩阵尺寸	维度
尺度 1	21×21	441
尺度 2	18×22, 22×18	6 336
尺度 3	63×63	3 969

以中心流为例,图 4 展示了图像分解结果。尺度 1 由 21×21 的低频系数矩阵构成,图 4(a)为尺度 1 曲波系数通过曲波逆变换得到的重构图像,包含原图像的轮廓信息;尺度 2 由中频系数组成,图 4(b)为尺度 2 曲波系数的重构图像,包含了不同角度 ω 下的细节信息;尺度 3 由大小为 63×63 的高频系数组成,图 4(c)包含了图像的边缘信息。

为了验证模拟介质分布在曲波基上的稀疏性,对曲波系数矩阵的元素作阈值处理,根据工程经验,将矩阵中小于该矩阵最大元素 0.2 倍的元素置 0,统计全部非 0 值作为稀疏度。表 2 给出了模拟介质分布在不同稀疏基上的稀疏度,包括本文采用的曲波变换基和离散余弦变换基及其改进形式^[25]。如表 2 所示,针对各种介质分布,本文提出的方法具有最小的稀疏度,具体而言,曲波变换基稀疏度平均值为 75,对于层流,曲波基稀疏度最小为 46。这是由于曲波变换在捕捉图像曲线和边缘上具有优异的性能,即信号在曲波域表示更紧凑。由此可见,本文提出的方法能够有效地对灰度向量进行稀疏表示,从而缓解 ECT 逆问题的欠定性。

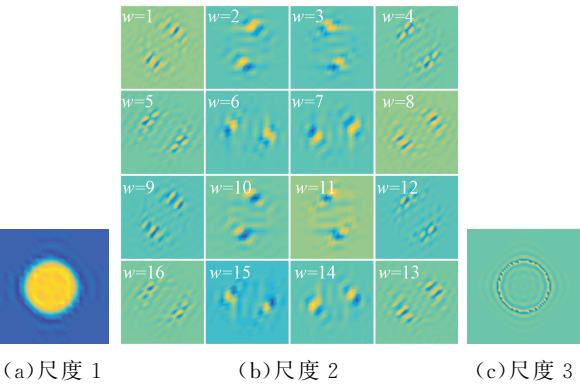


图 4 模拟中心流曲波分解结果

Fig. 4 Curvelet transform results of simulated center flowphantom

表 2 不同稀疏基类型的模拟分布稀疏度

Table 2 Sparsity of simulated distribution with different sparse matrices

稀疏基	稀疏度			
	中心流	环状流	层流	三心流
离散余弦变换基	886	687	2 731	3 035
改进余弦变换基	139	135	156	135
曲波变换基	60	139	46	53

2.2 灵敏度广义逆矩阵逼近结果

如前所述,迭代软阈值算法中需要计算灵敏度矩

阵的广义逆矩阵,为了选取逼近效果最好的灵敏度广义逆矩阵,提高重构质量,对 4 种广义逆矩阵的求解方法进行对比,包括局部二值模式(LBP)、Tikhonov 正则化、Landweber 方法和奇异值分解(SVD)方法。对比标准为广义逆相对误差 ϵ ,定义式如下

$$\epsilon = \frac{\|S^T S - I\|_F}{\|I\|_F} \tag{19}$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 Frobenius 范数。 ϵ 越小,广义逆矩阵逼近效果越好。

图 5 展示了灵敏度矩阵 $S_{66 \times 3064}$ 与通过 4 种不同方法计算得到的广义逆矩阵 $S_{3064 \times 66}^g$ 相乘后的矩阵元素可视化结果。乘积结果是否接近于单位矩阵 I_{66} ,即对角线元素接近 1 而非对角线元素接近 0,以此反映逼近效果优劣。由图 5 可知,LBP 方法对角线上的元素缺失最多,近似效果最差;Landweber 和 Tikhonov 正则化方法对角线元素分布大致相同,但均差于 SVD 方法对应矩阵,说明 SVD 方法逼近效果最好。这是由于 LBP 和 Landweber 方法本质上都是利用灵敏度矩阵的转置去逼近逆矩阵,精度较低,而 Tikhonov 正则化又依赖于正则化参数的选取。同时,表 3 给出了 4 种算法的相对误差的对比,从表 3 中可以看出,SVD 方法的相对误差最小,为 0.325 7。综上所述,本文选取 SVD 方法得出的灵敏度广义逆矩阵进行迭代计算。

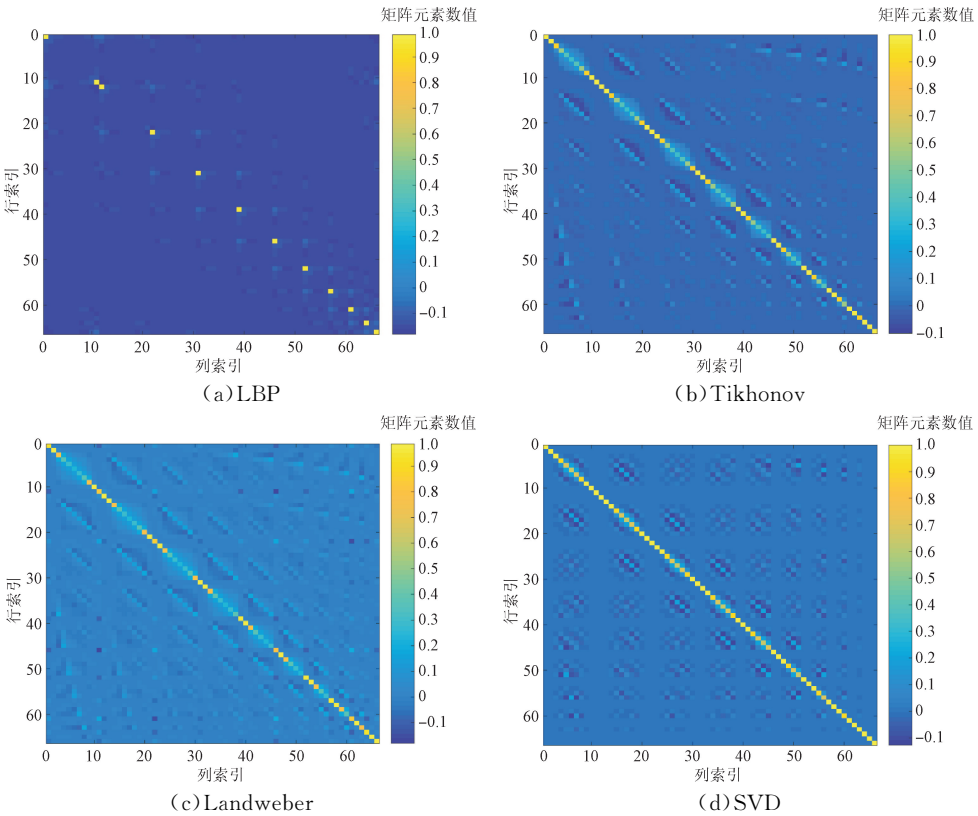


图 5 不同算法的广义逆矩阵逼近效果

Fig. 5 Approximation effects of generalized inverse matrix using different algorithms

表 3 不同算法的相对误差的对比
Table 3 Comparison of relative errors for different algorithms

算法	广义逆表达式	广义逆相对误差 ϵ
LBP	$S^+ = S^T$	1.471×10^9
Tikhonov	$S^+ = (S^T S + \mu I)^{-1} S^T$	0.470 9
Landweber	$\begin{cases} S_0^+ = S^T \\ S_{k+1}^+ = S_k^+ (2I - SS_k^+) \end{cases}$	0.581 1
SVD	$S^+ = V \Sigma^{-1} U^T$	0.325 7

注： μ 为正则化参数； S_k^+ 为 Landweber 算法中迭代 k 次的灵敏度广义逆矩阵。 V 、 Σ 、 U 均为奇异值分解后得到的矩阵。

2.3 静态实验结果

ECT 实验系统如图 6 所示,该系统由 12 电极 ECT 传感器、测量及采集电路和上位机组成。测量电路采用本课题组研发的微小电容测量电路,可以满足本次实验测量要求。

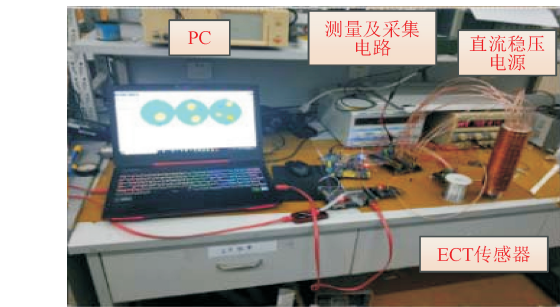


图 6 ECT 实验系统
Fig. 6 Experimental setups of ECT

图 7 为实际介质分布示意图,可见分布 1~3 为棒状流,分布 4、5 分别为环状流及偏心流。实验所使用的介质为空气和水,介电常数分别为 1 和 81。对于棒状流,背景介质为空气,介质棒采用装满纯净水的亚克力管,亚克力管内径为 10.5 mm,外径为 12 mm;对于环状流和偏心流,在传感器中放置空的亚克力管,在传感器和管外壁之间注水模拟流型分布,空管外径分别为 36 mm(分布 4)和 32 mm(分布 5)。

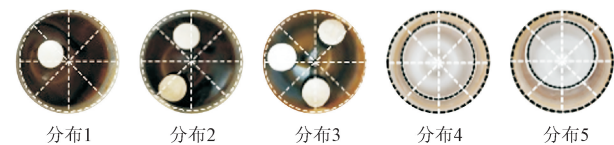


图 7 实际介质分布示意图
Fig. 7 Images of real medium distribution

实际分布的电容测量值波形如图 8 所示。对于 12 电极传感器,采用单电极激励时,共有 66 个独立

测量值,其中峰值点代表相邻电极对的电容值,可见实测波形符合理论规律。同 2.1 节,对实测数据进行曲波分解,图 9 以分布 4 为例,展示了曲波分解结果。为了对比实测数据与模拟分布分解结果,表 4 给出了实测数据在曲波基上的稀疏度。可见,曲波变换基在模拟分布和实测数据上均具有较小的稀疏度,证明了所用方法的合理性。

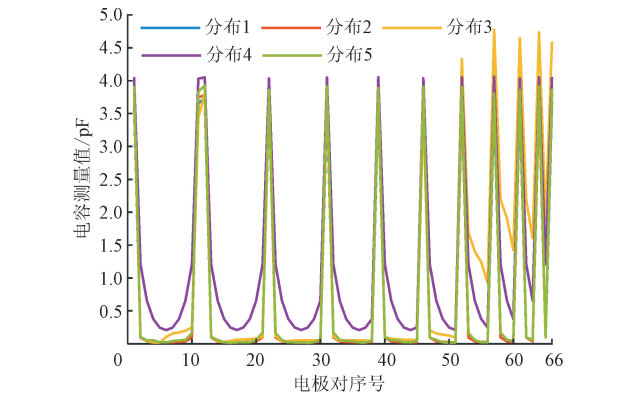


图 8 实际分布电容测量值波形
Fig. 8 Capacitance values of real medium distribution

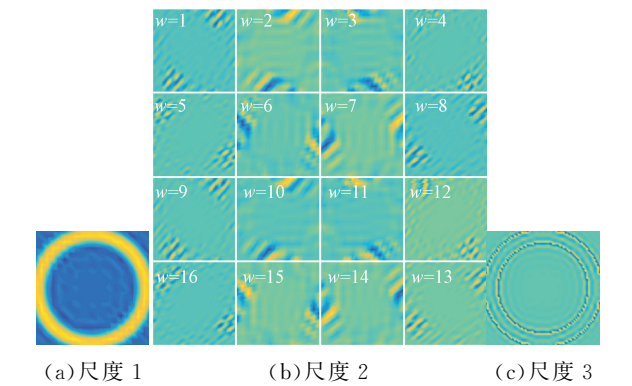


图 9 分布 4 曲波分解结果
Fig. 9 Curvelet transform results of distribution 4

表 4 不同稀疏基类型的实际分布稀疏度
Table 4 Sparsity of real distribution with different sparse matrices

稀疏基	稀疏度				
	分布 1	分布 2	分布 3	分布 4	分布 5
离散余弦变换基	798	887	1925	753	852
改进余弦变换基	142	153	147	165	144
曲波变换基	53	59	63	113	109

图 10 为 5 种实际介质分布采用不同算法的重构图像,包括 Landweber 迭代算法 (LIA)、Tikhonov 正则化算法及本文提出的基于离散曲波变换和迭代阈值收缩的稀疏重构算法。重构图像对应的两个评价指标见表 5,包括图像相关系数(设为

r_{img})和相对图像误差(设为 e_{img}),定义式如下

$$r_{\text{img}} = \frac{\sum_{i=1}^M (g'_i - \bar{g}') (g_i - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (g'_i - \bar{g}')^2 \sum_{i=1}^M (g_i - \bar{g})^2}} \quad (20)$$

$$e_{\text{img}} = \sqrt{\sum_{i=1}^M (g'_i - g_i)^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^M g_i^2} \quad (21)$$

式中: M 为总像素数; g_i 和 g'_i 分别表示真实介质分布图像和重构图像中第 i 个像素点的灰度值; $\bar{g}$ 、 $\bar{g}'$ 分别表示真实介质分布图像和重构图像中第 i 个像素点的灰度值的平均值。

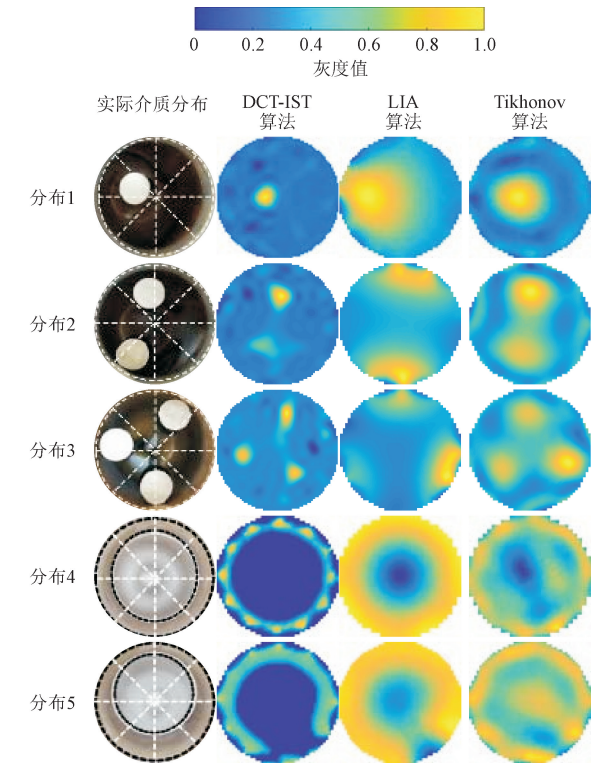


图 10 静态实验图像重构结果

Fig. 10 Results of reconstructed images in static experiment

由图 10 可以看出,对于棒状流, Landweber 迭代算法和 Tikhonov 正则化算法可以还原介质棒的位置,但存在较多伪影,重构尺寸远大于实际介质尺寸。本文提出的稀疏重构算法对实测数据重构效果最好,以环状流为例,气相和液相边缘清晰,伪影较少,能够重现出敏感场内的介质轮廓。作为对比的 Landweber 迭代算法虽然可以大致判断出流型,但存在大量伪影, Tikhonov 正则化算法重构效果最差,分布模糊。从表 5 可以看出,本文所提算法拥有最小的相对误差,在 3 种棒状流介质分布上相关系数最好。虽然 LIA 算法在环状流和偏心流图像的

相关系数上优于本文所提算法,但 LIA 算法重构图像存在大量伪影,后续图像后处理中会产生较大误差,而 DCT-IST 算法边界更加清晰,预计产生更好的图像分割结果。

表 5 重构图像相关系数及相对误差

Table 5 Correlation coefficient and relative error of reconstructed images

介质分布编号	算法	r_{img}	e_{img}
1	DCT-IST	0.796	0.578
	LIA	0.421	0.695
	Tikhonov	0.759	0.603
2	DCT-IST	0.632	0.572
	LIA	0.457	0.624
	Tikhonov	0.584	0.594
3	DCT-IST	0.801	0.493
	LIA	0.432	0.632
	Tikhonov	0.502	0.532
4	DCT-IST	0.643	0.412
	LIA	0.743	0.526
	Tikhonov	0.352	0.798
5	DCT-IST	0.724	0.462
	LIA	0.802	0.574
	Tikhonov	0.424	0.763

为了进一步验证所提算法的有效性,对图 10 重构图像进行图像分割,并计算截面含水率相对误差,图像后处理结果如图 11 所示。表 6 计算了不同算法对应的截面含水率相对误差。对于二值化图像,截面含水率描述为像素为 1 的点数与图像总像素点数的比值,即

$$\alpha = \left(\sum_{i=0}^M F_i \right) / M \quad (22)$$

式中: F_i 表示二值化图像中第 i 个像素点的取值,其中液相取 1,气相取 0。

如图 11 所示,对于分布 1~3, Landweber 迭代算法和 Tikhonov 正则化算法对应的后处理图像无法正确反映真实的介质分布,同时从表 6 可以看出,对于不同介质分布,两种算法的含水率相对误差均大于本文所提的 DCT-IST 算法。这是由于 LIA 和 Tikhonov 正则化算法的重构图像存在大量伪影,气液相边缘不清晰,符合图 10 结果。综上所述,本文所提算法具有更好的图像分割结果,可以用于截面含水率的测量,其相对误差优于传统重构算法。

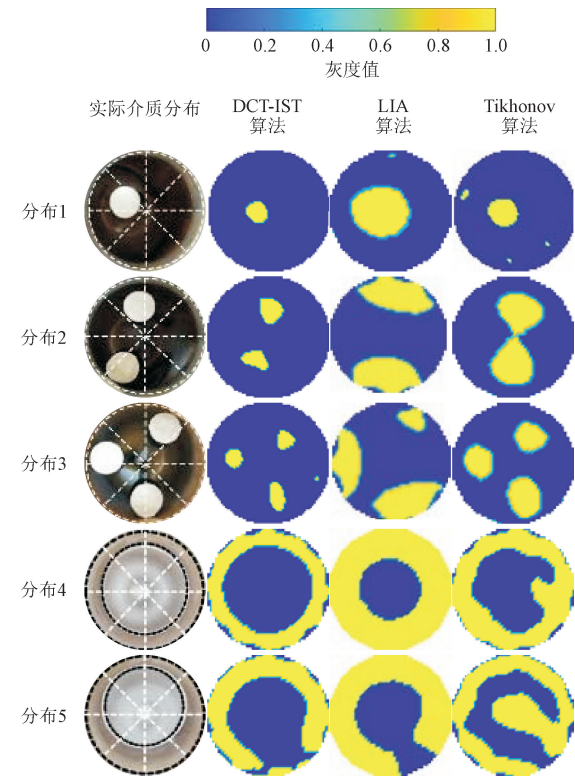


图 11 静态实验后处理图像结果

Fig. 11 Results of post-processed images in static experiment

表 6 不同算法的含水率相对误差

Table 6 Relative errors of water fraction with different algorithms

介质分布编号	含水率相对误差/%		
	DCT-IST 算法	LIA 算法	Tikhonov 算法
1	4.32	197	26.2
2	5.60	126.8	118
3	5.32	89.9	70.7
4	6.70	72.2	27.1
5	8.72	119	36.4

3 结 论

本文提出了一种基于曲波变换的 ECT 稀疏重构方法,利用压缩感知的思想对敏感场内的气液两相流进行还原,主要研究结论如下。

(1)在稀疏重构部分,将 ECT 图像投影到曲波基上,并采用迭代软阈值算法进行信号重构,针对迭代格式中出现的灵敏度矩阵广义逆形式,对比了 4 种算法对应广义逆矩阵相对误差。结果表明,采用曲波变换可以大幅提高 ECT 灰度向量的稀疏度,缓解了 ECT 逆问题的欠定性。

(2)在静态实验部分,采集了 5 种经典流型的电容数据并利用本文所提算法和经典重构算法进行处理,并对重构结果进行评价。实验结果表明,DCT-IST 算法重构图像边缘清晰,伪影较少,并且相较于 LIA 和 Tikhonov 正则化算法具有更优的图像相关系数和相对误差。后处理图像可用于截面含水率的测量,相对误差最小为 4.32%,由此证明了本文所提算法的优越性。

参考文献:

[1] 马跃. 油水两相电容层析成像流型辨识方法研究 [D]. 大庆: 东北石油大学, 2020.

[2] 梁士国. 气液两相流电容层析成像研究 [D]. 北京: 中国科学院工程热物理研究所, 2018.

[3] THORN R, JOHANSEN G A, HJERTAKER B T. Three-phase flow measurement in the petroleum industry [J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(1): 012003.

[4] PENG Lihui, YE Jiamin, LU Geng, et al. Evaluation of effect of number of electrodes in ECT sensors on image quality [J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(5): 1554-1565.

[5] ZEESHAN Z, ZUCCARELLI C E, OSPINA ACERO D, et al. Enhancing resolution of electrical capacitive sensors for multiphase flows by fine-stepped electronic scanning of synthetic electrodes [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(2): 462-473.

[6] 李海青, 黄志尧. 特种检测技术及应用 [M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2000.

[7] 王胜南, 李敏艳. 基于 ECT 的气固两相流颗粒浓度在线无损检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 52-58.

WANG Shengnan, LI Minyan. On-line nondestructive particle concentration measurement of gas-solid two-phase flow based on ECT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 52-58.

[8] 杨海潮, 胡红利, 陆程程, 等. 采用多任务学习和电容层析成像的两相流参数测量方法 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(3): 202-211.

YANG Haichao, HU Hongli, LU Chengcheng, et al. Two-phase flow parameter measurement using multi-task learning and electrical capacitance tomography [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(3): 202-211.

[9] 范优飞, 胡红利, 杨帆, 等. 一种 48 电极可配置电容

- 层析成像系统模型 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(4): 110-115.
- FAN Youfei, HU Hongli, YANG Fan, et al. A model of electrical capacitance tomography system with configurable 48 electrodes [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(4): 110-115.
- [10] YANG Wuqiang. Key issues in designing capacitance tomography sensors [C]//Sensors, 2006 IEEE. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 497-505.
- [11] YANG Wuqiang. Design of electrical capacitance tomography sensors [J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(4): 042001.
- [12] YANG Yunjie, PENG Lihui. A configurable electrical capacitance tomography system using a combining electrode strategy [J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(7): 074005.
- [13] LIU Zhijian, BABOUT L, BANASIAK R, et al. Effectiveness of rotatable sensor to improve image accuracy of ECT system [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2010, 21(3): 219-227.
- [14] 马敏, 孙美娟, 李明. 基于 lp-范数的 ECT 图像重建算法研究 [J]. 计量学报, 2020, 41(9): 1127-1132.
- MA Min, SUN Meijuan, LI Ming. Research on ECT image reconstruction algorithm based on lp-norm [J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(9): 1127-1132.
- [15] QIN Xuebin, SHEN Yutong, HU Jiachen, et al. Image reconstruction for ECT under compressed sensing framework based on an overcomplete dictionary [J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2022, 130(3): 1699-1717.
- [16] ZHANG Lifeng, SONG Yajie. Application of gradient projection for sparse reconstruction to compressed sensing for image reconstruction of electrical capacitance tomography [J]. Journal of Electrical and Electronic Engineering, 2018, 6(2): 46-52.
- [17] WU Xinjie, HUANG Guoxing, WANG Jingwen, et al. Image reconstruction method of electrical capacitance tomography based on compressed sensing principle [J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(7): 075401.
- [18] 刘昭麟. 基于压缩感知理论的电容层析成像算法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2017.
- [19] YE Jiamin, WANG Haigang, YANG Wuqiang. Image reconstruction for electrical capacitance tomography based on sparse representation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(1): 89-102.
- [20] 张华, 陈小宏, 李红星, 等. 曲波变换三维地震数据去噪技术 [J]. 石油地球物理勘探, 2017, 52(2): 226-232.
- ZHANG Hua, CHEN Xiaohong, LI Hongxing, et al. 3D seismic data de-noising approach based on curvelet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(2): 226-232.
- [21] 张杨, 王君恒, 曹炼鹏, 等. 曲波变换在位场信号提取中的应用研究 [J]. 物探与化探, 2021, 45(1): 84-94.
- ZHANG Yang, WANG Junheng, CAO Lianpeng, et al. A study of the application of curvelet transform to potential field signal extraction [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(1): 84-94.
- [22] XU Xiang, LI Jun, LI Shutao, et al. Curvelet transform domain-based sparse nonnegative matrix factorization for hyperspectral unmixing [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 4908-4924.
- [23] DONOHO D L, CANDLES E J. Digital ridgelet transform via digital polar coordinate transform: US 6766062 B1 [P]. 2004-07-20.
- [24] 唐刚. 基于压缩感知和稀疏表示的地震数据重建与去噪 [D]. 北京: 清华大学, 2010.
- [25] 唐凯豪. 用于气-水两相流可视化监测的电容层析成像技术关键问题研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2022.

(编辑 武红江)