

基于近似 L_0 范数的电容层析成像敏感场优化算法

马敏*, 刘一斐, 王世喜

中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300

摘要 针对电容层析成像(ECT)逆问题求解过程中欠定性的问题,引入一种近似 L_0 范数的稀疏正则化算法以获得稀疏解向量。针对敏感场灵敏度分布不均所引起的成像质量问题,提出一种可迭代敏感场灵敏度梯度优化方法,该方法以敏感场各有限元为核心将敏感场划分为若干个区域,提取围绕该有限元区域内的灵敏度数据并进行均值滤波,所得数值返回该有限元中并作为下一滤波区域的参数,通过循环滤波可逐渐降低敏感场中心区域与边缘区域的灵敏度梯度。将优化后的灵敏度梯度优化方法与近似 L_0 算法结合以验证所提算法的可行性。结果表明,与传统 Landweber 算法相比,所提算法将重建图像的相对误差降低至 0.24,相关系数提升至 0.91,实际的静态实验也证明该算法的有效性。

关键词 图像处理; 电容层析成像; L_0 范数; 稀疏优化; 敏感场; 灵敏度优化

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210025

Electrical Capacitance Tomography Sensitivity Field Optimization Algorithm Based on Approximate L_0 Norm

Ma Min*, Liu Yifei, Wang Shixi

College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract Aiming at the under-qualitative problem in solving the inverse problem of electrical capacitance tomography, a sparse regularization algorithm that approximates the L_0 norm is introduced to obtain the sparse solution vector. An iterable sensitivity gradient optimization method of the sensitive field is proposed to address the imaging quality problem caused by the uneven sensitivity distribution of the sensitive field. This method uses the finite elements of the sensitive field as the core to divide the sensitive field into several regions and the data of sensitivity in the region around the core finite element is extracted for mean filtering. And the filtered data is returned to the core finite elements and used as the parameters in the next filtering area. Cyclic filtering can gradually reduce the sensitivity gradient between the center area and edge area of the sensitive field. The sensitivity gradient optimization method is combined with the approximate L_0 algorithm to verify the feasibility of the proposed algorithm. The results show that compared with the traditional Landweber algorithm, the proposed algorithm reduces the relative error of a reconstructed image to 0.24 and the correlation coefficient to 0.91. The actual static experiment also proves the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words image processing; electrical capacitance tomography; L_0 norm; sparse regularization; sensitive field; sensitivity optimization

OCIS codes 100.3010; 120.4290; 100.3190

1 引言

20 世纪 80 年代,电容层析成像(ECT)技术被

提出,该技术具有响应速度快、安装便捷以及成本低廉等优点,而且具有非侵入性和安全性的特点。与传统的检测技术相比,电学层析技术具有更高的检

收稿日期: 2020-07-06; 修回日期: 2020-09-01; 录用日期: 2020-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(61871379)

* E-mail: mm5739@163.com

测水平,因此得到了国内外相关研究人员的广泛关注,并应用于工业、医疗和食品等领域^[1]。

电容层析成像技术的原理:利用安装在被测装置上的一组传感器阵列电极,可以形成从不同角度扫描被测物场的空间敏感场,根据被测物场中不同的介质具有不同介电常数的特性,实现对物场分布不完整信息的提取,采用合适的重建算法以可视化的方式对管道内被测物场的各相分布进行恢复^[2-3]。

目前,大多数对于管道被测物的可视化研究都是在图像重建的基础上进行的,而图像重建作为求解 ECT 逆问题的主要研究过程之一,存在成像周期长和计算量大等缺点,这会影响到求解的实时性和识别精度。另外,逆问题求解过程中存在欠定性和病态性的问题,这对图像重建的质量也有着较大的影响。目前,典型的 ECT 逆问题求解算法大部分是基于 L_2 范数的凸优化算法,通过平滑图像可以使求解过程稳定,但不能产生更加稀疏的解^[4],从而导致图像的分辨能力较差^[5]。近年来,许多相关研究者将 L_0 范数的代替模型^[6-8]应用到 ECT 图像重建过程中以寻求更加稀疏的解,从而提升图像的分辨能力,但是选取何种方法和替代模型一直处于积累的状态,为此本文尝试提供一种新的解决方法。

此外,由于敏感场具有“软场”特性^[9],一般的图像重建算法很难对管道截面图像进行高精度的反演,部分原因是由 ECT 正问题中灵敏矩阵的敏感场分布不均导致的。一般情况下,敏感场中心区域的灵敏度较低,近电极侧较高,这就会导致敏感场边缘处的流型反演效果较好,靠近中心区域的流型反演效果较差。

针对上述问题,本文首先引入一种近似 L_0 范数的稀疏成像算法^[10],以获得稀疏解向量;然后针对原始敏感场灵敏度分布不均的问题,提出一种可选

代的灵敏度梯度优化方法;最后将灵敏度矩阵优化方法与 ECT 成像领域中经典的 Landweber 迭代成像算法结合,以验证所提方法的可行性。在验证所提方法有效性的前提下,选取合适的迭代次数更新后的灵敏度矩阵与近似 L_0 算法相结合,从而获得更优的解向量。

2 ECT 图像重建

ECT 系统的正问题:利用已知被测物场中的介电常数分布,用来求解出传感器循环激励下所获得的电极对间的电容值向量^[2,11-12]。化简后的电容值数学模型^[13]可表示为

$$\mathbf{C} = \mathbf{S} \times \mathbf{G}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{C} 为归一化的电容测量矩阵; \mathbf{G} 为归一化的介电常数分布矩阵,在图像重建过程中代表图像灰度值; \mathbf{S} 为灵敏度矩阵(即敏感场),其反映了 \mathbf{C} 受 \mathbf{G} 分布变化的影响。

敏感场是电容层析成像中所特有的函数,其精确度直接影响图像重建的最终质量。敏感场的“软场”效应是由电介质在电场中的极化现象引起的,电介质极化出现的束缚电荷所产生的电场会改变原来的电场分布,即敏感场会受到被测介质分布的影响,二者呈非线性关系。即使介质呈均匀分布,ECT 传感器的敏感场也是不均匀的,具体表现在靠近管壁和激励电极处敏感场的灵敏度高,而在中心区域灵敏度低。不同介质在不同的灵敏度区域,其内部灵敏度的变化情况不同,远离电极和管道边缘区域的介质受到低灵敏度带来的影响会表现出较差的反演质量。

以 12 电极 ECT 系统的敏感场作为研究对象,设置场类物质的高相对介电常数 ϵ_h 为 4.2,低相对介电常数 ϵ_l 为 1.0,并使用 COMSOL 5.3 软件对电容传感器进行建模,建模情况如图 1 所示。

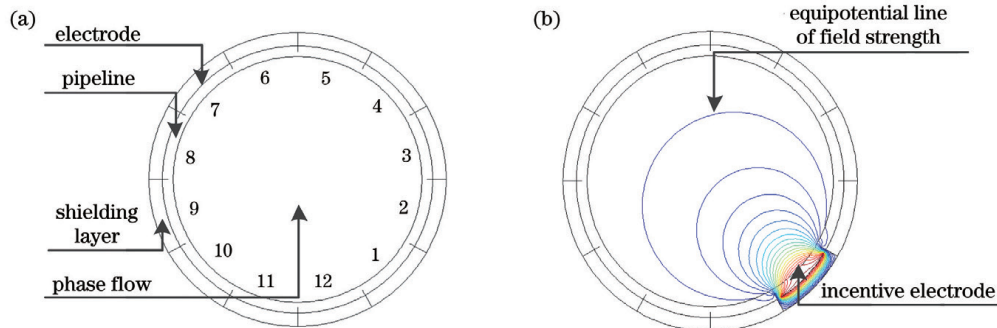


图 1 ECT 电容传感器。(a)12 电极 ECT 传感器的结构;(b)电极 1 激励的状态

Fig. 1 ECT capacitance sensor. (a) Structure of 12-electrode ECT sensor; (b) excitation state of electrode 1

对被测区域进行循环激励后计算获得敏感度的分布情况,1-7 电极对所产生的灵敏度三维分布模型如图 2 所示。从图 2 可以看到,1-7 电极对的灵敏度三维模型中,靠近电极端的灵敏度高,而靠近敏感场中心区域的灵敏度则降低许多。逆问题求解过程中,受到这种敏感场的“软场”特性的影响会使反演图像的效果恶化。

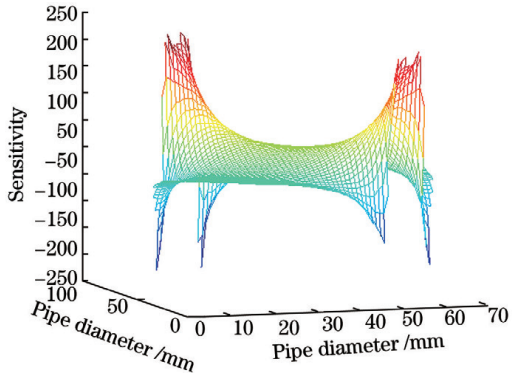


图 2 1-7 电极对的灵敏度三维分布模型

Fig. 2 Three-dimensional distribution model of sensitivity between 1-7 electrode couple

为了消除因灵敏度分布不均造成的影响,文献[14]对成像灵敏度矩阵进行了均值滤波处理,可以减小跨区域灵敏度梯度过大的影响。文献[14]采用的方法是根据成像区域有限元网格剖分的模式来建立以各像素点为中心的圆型模板,通过模板卷积的方式对灵敏度矩阵进行邻域平均处理,获得了中心场灵敏度提升的灵敏度矩阵,成像区域卷积模型如图 3 所示,其中 u 为划分区域的中心有限元, R 为圆形模板的半径。本文在文献[14]的基础上对方法进行优化,提出迭代下灵敏度矩阵更新方法,该方法通过多次迭代来不断降低敏感场中心与边缘的敏感度梯度,以适应流型变化情况,并将该方法与引进的近似 L_0 算法结合,可以降低敏感场敏感度分布不均的影响,从而获得更加稀疏的解向量,进而减少传

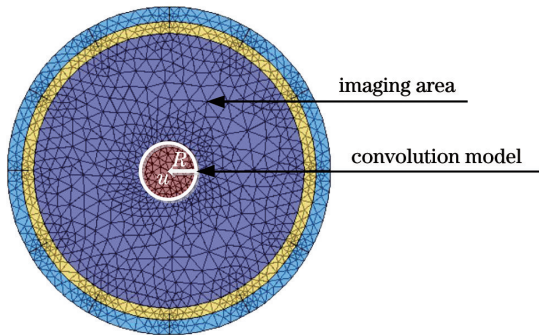


图 3 成像区域卷积模型

Fig. 3 Imaging region convolution model

统算法在成像过程中的伪影和粘连现象,见 3.2 节。

3 图像重建算法

3.1 近似 L_0 算法

电容层析成像数据在采集过程中将管道混合物的介电常数用作投影数据,这会导致通过阵列电极进行采样而获得测量电容值的数量远小于重建图像的像素数量,重建过程中将不可避免地丢失图像的重要信息。针对此类具有欠定性特点的优化求解问题,构建 L_0 范数的泛函模型,即

$$\min_{\mathbf{G}} L(\mathbf{G}, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{S} \times \mathbf{G} - \mathbf{C}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{G}\|_0, \quad (2)$$

式中: α 为拉格朗日乘子。对于 L_0 范数求解是一种未解(NP)难问题,为此寻求一种近似 L_0 范数的新模型,文献[10]给出一个简单的分式函数,即

$$f(G_i) = \frac{G_i}{G_i + \delta}, \quad (3)$$

式中: G_i 为介电常数矩阵中第 i 个元素; δ 为一个很小的正数。实验中,设置 δ 值为一组下降序列且不断向 0 趋近,即

$$\lim_{\delta \rightarrow 0} f(G_i) = \begin{cases} 1, & G_i \neq 0 \\ 0, & G_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

令

$$F(\mathbf{G}) = \sum_{i=1}^n f(G_i). \quad (5)$$

由(5)式可知,当 δ 值不断趋近于 0 时, $F(\mathbf{G})$ 值就不断趋近于向量 \mathbf{G} 中非 0 的个数,那么根据 L_0 范数的定理可知^[15]

$$\lim_{\delta \rightarrow 0} F(\mathbf{G}) = \|\mathbf{G}\|_0. \quad (6)$$

利用(6)式来近似 L_0 范数并进行迭代,将(2)式近似转换为

$$\min_{\mathbf{G}} L(\mathbf{G}, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{S} \times \mathbf{G} - \mathbf{C}\|_2^2 + \alpha \sum_{i=1}^n f(G_i). \quad (7)$$

采用牛顿迭代法对(7)式进行求解,可得

$$\mathbf{G}^{k+1} = \mathbf{G}^k - \lambda \mathbf{H}^{-1} (\mathbf{H} \mathbf{G}^k - \mathbf{S}^T \mathbf{C}) = (1 - \lambda) \mathbf{G}^k + \lambda \mathbf{H}^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{C}, \quad (8)$$

式中: \mathbf{G}^{k+1} 为第 $k+1$ 次迭代后所获得的解向量; k 为迭代次数; λ 为迭代步长; \mathbf{H} 为 Hessian 矩阵,文献[10]给出了其计算过程和正定性证明,迭代过程的初始解选择最小二乘解。

3.2 算法改进

将改进的灵敏度矩阵更新方法与近似 L_0 范数结合,可以得到更加稀疏的解向量,从而降低逆问题

中的欠定性,又可以使用更新后的灵敏度矩阵来削弱敏感场的“软场”特性所带来的成像变质。

灵敏度矩阵更新方法是以敏感场各有限元为核心将敏感场划分为若干个区域,提取围绕该有限元区域内的敏感度数据并进行均值滤波,表达式为

$$S_{\kappa(i,j)}(u) = \frac{1}{m} \sum_{v=1}^m S_{(i,j)}(v), \quad (9)$$

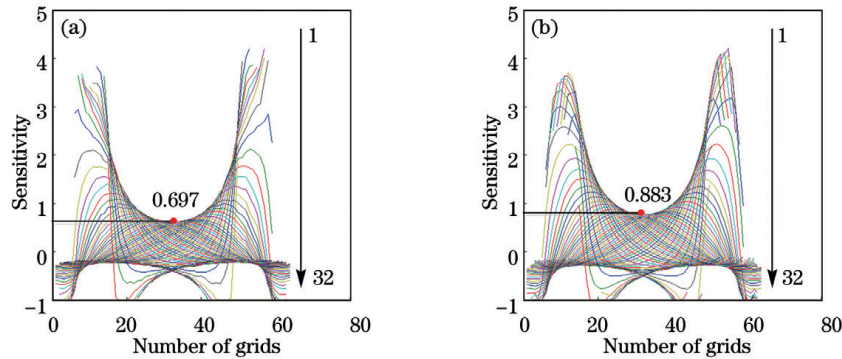


图 4 1-7 电极对间的敏感度梯度更新前后的对比。(a)更新前;(b)更新后

Fig. 4 Comparison of sensitivity gradients between 1-7 electrode couple before and after updating. (a) Before updating; (b) after updating

从图 4 可以看到,中心区域的敏感度有所提升,将区域均值滤波计算所得的数值返回该区域核心有限元点位并作为下一滤波区域的参数,该参数对所有包含其在内的区域灵敏度均值滤波计算结果皆会

产生影响,从而保持敏感场变化的连续性,变化过程如图 5 所示。将敏感场区域全域的敏感度数值通过该方法不断循环更新,便可以逐渐降低管道中心区域与边缘区域之间的灵敏度梯度。

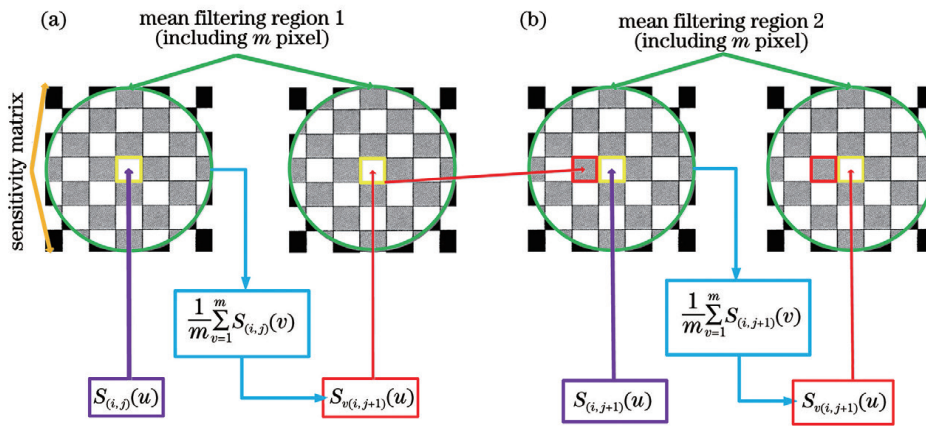


图 5 有限元灵敏度的更新过程。(a)敏感场中某一有限元敏感度 $S_{(i,j)}(u)$ 的更新过程;(b)邻近有限元敏感度 $S_{(i,j)}(u)$ 的更新过程

Fig. 5 Updating process of finite element sensitivity. (a) Updating process of finite element sensitivity $S_{(i,j)}(u)$ in sensitive field; (b) updating process of adjacent finite element sensitivity $S_{(i,j)}(u)$

从图 5 可以看到,均值滤波区域 1 中心的有限元敏感度 $S_{(i,j)}(u)$ 使用局域均值滤波更新为 $S_{\kappa(i,j)}(u)$ 后,返回到原核心的有限元点位并充当邻近有限元核心的区域均值(即均值滤波区域 1 的核心有限元敏感度更新后参与到了均值滤波区域 2 的核心有限元的更新)。

所有的有限元按照该方法更新完毕后,产生了新的灵敏度矩阵,以该灵敏度矩阵为基础对全区域有限元敏感度再次循环迭代,5 次迭代的 1-7 电极对间灵敏度梯度的变化曲线,如图 6 所示。从图 6 可以看到,该电极敏感场中心与边缘的敏感度梯度随着迭代次数的增加而不断降低。灵敏度矩阵迭代

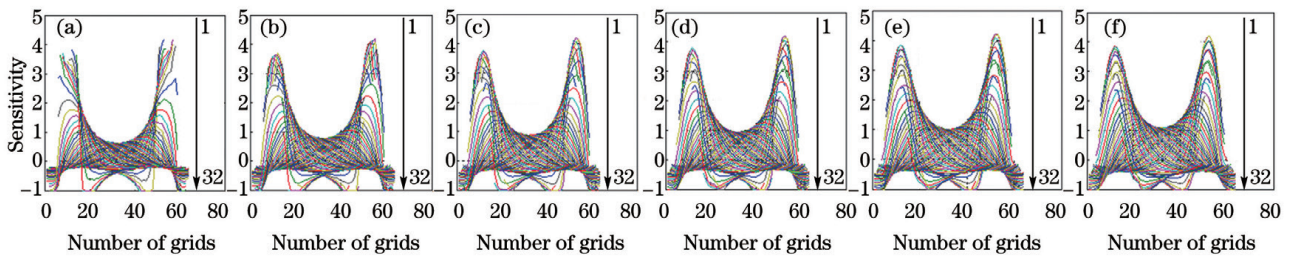


图 6 1-7 电极对在不同迭代次数下灵敏度梯度的变化曲线。(a)原始灵敏度曲线;(b)1次;(c)2次;(d)3次;(e)4次;(f)5次
Fig. 6 Change curves of sensitivity gradient of 1-7 electrode couple under different iteration times. (a) Original sensitivity curves; (b) Once; (c) Two times; (d) three times; (e) four times; (f) five times

公式为

$$S_{\kappa(i,j)}^{(n)}(u) = \Phi [S_{\kappa(i,j)}(u)], \quad (10)$$

式中: $S_{\kappa(i,j)}^{(n)}(u)$ 为 n 次有限元敏感度更新后得到的灵敏度矩阵在 (i,j) 处的元素; $\Phi(\cdot)$ 为实现灵敏度矩阵均值滤波迭代的函数。

将(10)式引用到近似 L_0 算法中,则(8)式更新为

$$\mathbf{G}^{(k+1)} = \mathbf{G}^{(k)} - \lambda \mathbf{H}^{-1}(\mathbf{H}\mathbf{G}^{(k)} - \mathbf{S}_{\kappa}^{(n)\text{T}}\mathbf{C}) = (1 - \lambda)\mathbf{G}^{(k)} + \lambda \mathbf{H}^{-1}\mathbf{S}_{\kappa}^{(n)\text{T}}\mathbf{C}. \quad (11)$$

通过近似 L_0 算法迭代 $k+1$ 次可以获得解向量,文献[10]通过阈值的设立稀疏观测矩阵可以加快运行速度,但是这样的方式会使结果产生明显的切割痕迹,造成图像失真,而且对多泡流反演的效果不佳。为了获得更好的成像效果,实验直接使用优化后的灵敏度矩阵作为观测矩阵并对其进行反演,选择零向量作为初始解,最终计算成像。

3.3 算法步骤

所提算法的处理步骤如下。

1) 将线性反投影(LBP)算法得到的灰度矩阵作为初始矩阵。

2) 对原始灵敏度矩阵 \mathbf{S} 的各有限元敏感度进行更新,获得新的灵敏度矩阵 \mathbf{S}_{κ} 。

3) 将 \mathbf{S}_{κ} 作为近似 L_0 迭代算法的新观测矩阵,用来更新泛函模型。

4) 对模型进行初始化,设置初始迭代矩阵为零矩阵。

5) 采用改进的近似 L_0 迭代算法对初始迭代矩阵进行求解。

6) 设置迭代终止条件 $\|\mathbf{G}^{(k+1)} - \mathbf{G}^{(k)}\| < t$,若不满足条件,则返回步骤 5)继续迭代,其中 t 为一个极小的正值。

7) 利用最终迭代出的解向量 \mathbf{G}^* 重建图像。

4 实验分析

4.1 仿真实验

仿真过程中,使用 COMOSL 5.3 软件对 12 电极管道的 ECT 传感系统进行建模,空场中材料(空气)的介电常数设为 1.0,电极和屏蔽罩(铜)的介电常数设为 2.2,管道材料(塑料)的介电常数设为 5.8,管道内被测物体的介电常数设为 4.2,分割网络设为 64×64 ,共 3228 个有效单元,分割网络及像素分布如图 7 所示。

图 7 为 64×64 分割网络,其中圆型区域包含了 3228 个有效单元,像素点按照从左到右,再从上到

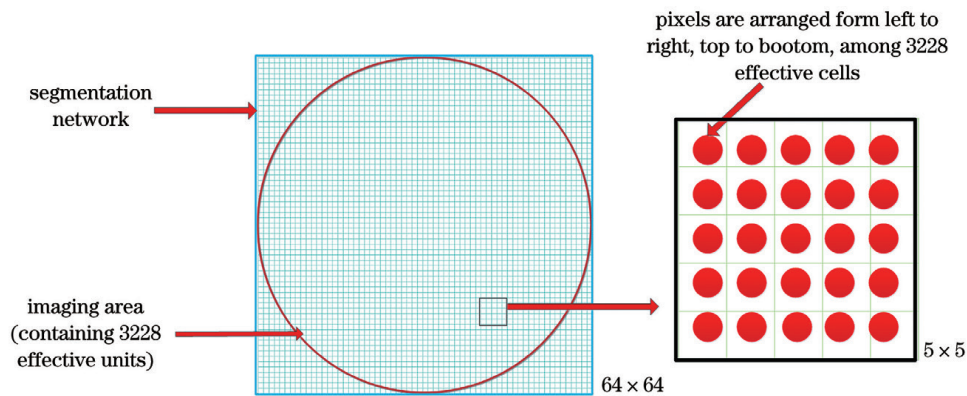


图 7 分割网络及像素分布示意图

Fig. 7 Diagram of segmentation network and pixel distribution

下依次排列的顺序分布于 3228 个有效单元之中。为了检验迭代后灵敏度矩阵改进方法的可行性,将优化后的灵敏度矩阵与 Landweber 迭代算法^[16]结合,公式为

$$\begin{cases} \mathbf{G}^{(0)} = \mathbf{S}_\kappa^{(n)T} \mathbf{C} \\ \mathbf{G}^{(k+1)} = \mathbf{G}^{(k)} + \lambda \mathbf{S}_\kappa^{(n)T} (\mathbf{C} - \mathbf{S}_\kappa^{(n)} \mathbf{G}^{(k)}) \end{cases}, \quad (12)$$

式中: λ 为迭代步长。假设 ξ_{\max} 表示 $\mathbf{S}_\kappa^{(n)T} \mathbf{S}_\kappa^{(n)}$ 的最大特征值,则迭代步长 λ 满足 $0 < \lambda < 2/\xi_{\max}$ 。

通过(12)式来获得解向量,并利用 MATLAB 2014a 软件生成不同迭代次数下 1-7 电极对图像,将电极对图像与流型图像(核心流、层流和扇型流)组合并进行对比,结果如表 1 所示。

表 1 不同迭代次数下敏感场强度变化以及与 Landweber 算法的成像对比

Table 1 Sensitive field intensity changes under different iteration times and imaging comparison with Landweber algorithm

Iteration times	Electrode couple	Landweber
Original		
0		
1		
2		
3		
4		
5		

为了更加客观地评价不同迭代次数下 Landweber 算法的成像效果和定量分析成像质量的

优劣,选取图像误差 (IME) 和图像相关系数 (CORR) 作为评价指标,表达式如下。

$$E_{\text{IME}} = \frac{\|\hat{\mathbf{G}} - \mathbf{G}\|}{\|\hat{\mathbf{G}}\|}, \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{G}}$ 为设定的介电常数矩阵。由(13)式可知,IME 值越小,表示重建结果与真实分布的误差越小,成像的效果越好。

$$C_{\text{CORR}} = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{G}_i - \bar{\hat{G}})(G_i - \bar{G})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (\hat{G}_i - \bar{\hat{G}})^2 \sum_{i=1}^m (G_i - \bar{G})^2}}, \quad (14)$$

式中: \bar{G} 和 $\bar{\hat{G}}$ 分别为 G 和 \hat{G} 的平均值。由(14)式可知,CORR 值越大,表示重建结果与真实分布的相关程度越大,重建图像越接近原始图像。图 8 和图 9 为 Landweber 迭代算法与梯度修正灵敏度矩阵相结合的相对误差曲线和相关系数曲线。

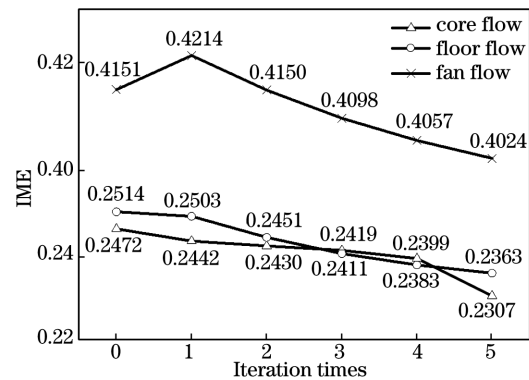


图 8 不同迭代次数下的 IME 值
Fig. 8 IME values with different iteration times

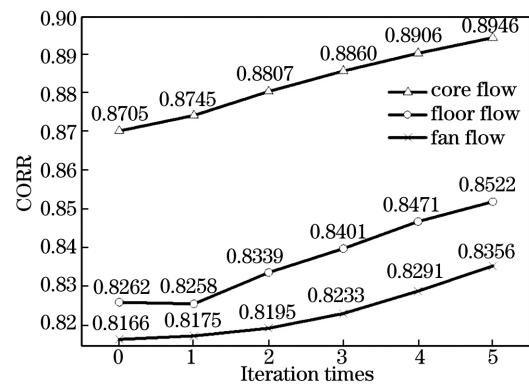


图 9 不同迭代次数下的 CORR 值
Fig. 9 CORR values with different iteration times

从图 8 和图 9 可以看到,在三种流型中获得的相对误差曲线和相关系数曲线均分别呈下降和上升的趋势,可充分证明灵敏度矩阵迭代优化方法的可行性。







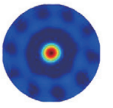
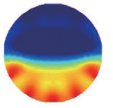
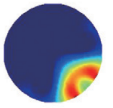
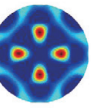
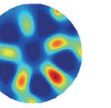
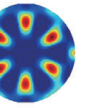
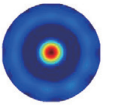
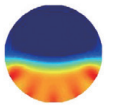
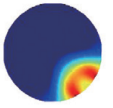
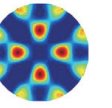
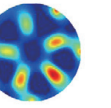
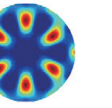
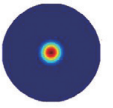
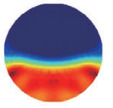
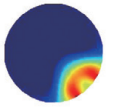
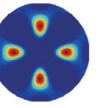
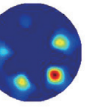
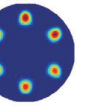
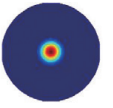
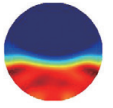
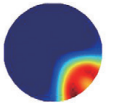
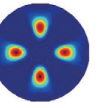
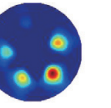
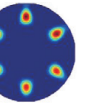
按照第 3 节的参数设置方式,使用 MATLAB

2014a 进行 ECT 系统的图像重建和评估, 仿真流型为核心流、层流、扇型流、四泡流、五泡流和六泡流。将迭代三次后的灵敏度矩阵与近似的 L_0 算法相结合所成的图像与 Tikhonov^[17] 正则化算法、

Landweber 迭代算法和近似 L_0 算法进行对比。通过比较不同算法的成像效果, 采用评价指标对其进行定量分析, 用来验证改进算法的可行性与优势。不同算法的仿真成像效果如表 2 所示。

表 2 不同算法所成的图像

Table 2 Images made by different algorithms

Algorithm	Image					
Original						
Tikhonov						
Landweber						
Approximate L_0						
Improved algorithm						

从表 2 可以看到, Tikhonov 正则化算法和 Landweber 迭代算法在面对复杂流型会产生较重的伪影, 且随着泡状流中泡数的增多, 重建图像受到电极的影响逐渐增加, 而且易产生粘连现象; 对于五泡流, Tikhonov 正则化算法和 Landweber 迭

代算法已经基本不能还原流型的位置或大小, 而改进的近似 L_0 算法在多种复杂泡状流中仍然具有良好的成像效果。不同算法的 IME 结果和 CORR 结果如表 3 和表 4 所示, 不同算法的 IME 和 CORR 柱状图如图 10 和图 11 所示。

表 3 不同算法的 IME 结果

Table 3 IME results for different algorithms

Algorithm	Core	Floor	Fan	Four bubbles	Five bubbles	Six bubbles
Tikhonov	0.2673	0.2638	0.4261	0.5640	0.6468	0.5830
Landweber	0.2472	0.2514	0.4151	0.4767	0.6200	0.5348
Approximate L_0	0.2530	0.2008	0.3650	0.3831	0.5837	0.6348
Improved algorithm	0.2436	0.1807	0.2874	0.3713	0.5154	0.5546

表 4 不同算法的 CORR 结果

Table 4 CORR results for different algorithms

Algorithm	Core	Floor	Fan	Four bubbles	Five bubbles	Six bubbles
Tikhonov	0.8341	0.8766	0.8156	0.5625	0.5735	0.4697
Landweber	0.8166	0.8705	0.8262	0.5505	0.5791	0.5177
Approximate L_0	0.9125	0.8548	0.8290	0.7992	0.6462	0.5946
Improved algorithm	0.9152	0.8611	0.8462	0.8191	0.6955	0.6735

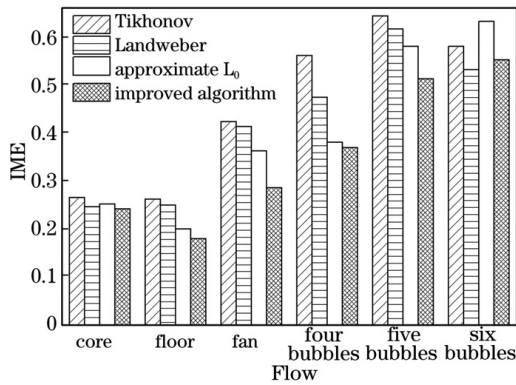


图 10 不同算法的 IME 柱状图

Fig. 10 IME histograms of different algorithms

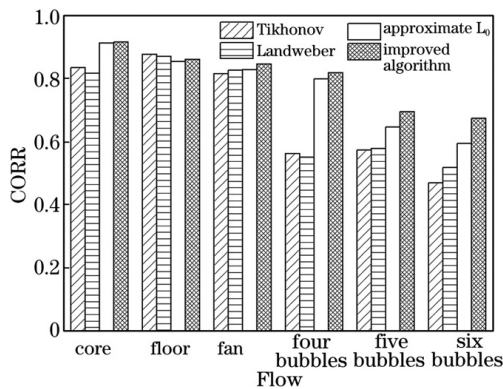


图 11 不同算法的 CORR 柱状图

Fig. 11 CORR histograms of different algorithms

从图 10 和图 11 可以看到,两个评价指标都获得了较好的结果,并在各种流型中的相关系数均取得最优,尤其在二泡流的图像重建中,图像重建的相对误差降低至 0.24,相关系数提升至 0.91,而且反演泡状流型中的优势尤为明显,证明该算法对多泡状流型具有较好的反演能力。

4.2 静态试验

ECT 系统通常应用在工业现场环境中,工业现场的复杂环境要求系统具备较好的抗干扰能力,长时间在特定环境中运行也要求系统有较好的稳定性。采用天津大学研制的 12 电极 ECT 传感器系统对实际数据进行测量和提取,12 电极 ECT 系统如图 12 所示。

在静态成像的实验过程中,使用 COMSOL 5.3 软件建立与实验系统相同的 12 电极静态电场的仿真模型。上位机接收采集到的电容数据,将数据置于 MATLAB 2014a 中并利用相关算法对其进行处理。实验采用半径为 46 mm 的传感器,实验检测前标定空气为空场,将被测区域填充大米粒作为满场。使用与大米介电常数相似的亚克力实心棒作为

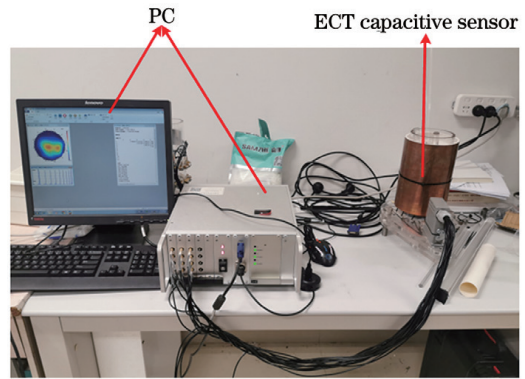


图 12 12 电极 ECT 系统

Fig. 12 12 electrode ECT system

被检测物质,选取的亚克力实心棒的直径分别为 30, 20, 15 mm。在管道中插入亚克力棒并分别模拟多种泡状流,将得到的测量数据通过传统算法和改进算法计算后进行成像对比,实验结果如表 5 所示,其中 type 1 为 1 个直径为 30 mm 的亚克力实心棒, type 2 为 1 个直径为 30 mm 和 1 个直径为 20 mm 的亚克力实心棒, type 3 为 1 个直径为 30 mm 和 2 个直径为 15 mm 的亚克力实心棒。

表 5 静态成像的实验结果

Table 5 Experimental results of static imaging

Algorithm	Type 1	Type 2	Type 3
Material object			
Tikhonov			
Landweber			
Approximate L_0			
Improved algorithm			

从表 5 可以看到, Tikhonov 算法和 Landweber 迭代算法所成的图像伪影较重,粘连现象比较明显;

近似 L_0 算法所成的图像伪影和粘连情况较少,但相关流型大小与实际大小相比有较多失真,而改进算法解决了上述问题,在不同流型中均呈现较为优质的图像。

5 结 论

通过实际的静态实验和仿真模拟反演出的图像及各项参数,可以判断迭代优化后的敏感场能够获得更好的成像质量,改进算法在 ECT 成像中具有良好的适用性,该算法在应对两相流中多泡状态下的成像能力较 Tikhonov 算法、Landweber 算法和原始的近似 L_0 迭代算法更为优秀,在图像误差和相关系数指标中均取得较好的结果。但是不足之处是计算时间较长,接下来的研究目标将着重研究减少算法的运算时间,以提高工业的实用性。综合来看,改进后的基于近似 L_0 范数的 ECT 敏感场优化算法适用于 ECT 两相流图像重建的研究,在 ECT 逆问题成像过程中具有一定的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Ma M, Wang B B, Xue Q. ECT image reconstruction algorithm based on data fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2798-2803.
马敏, 王伯波, 薛倩. 基于数据融合的 ECT 图像重建算法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2798-2803.
- [2] Wang H X. Electrical tomography technology [J]. Process Automation Instrumentation, 2017, 38(5): 1-6.
王化祥. 电学层析成像技术 [J]. 自动化仪表, 2017, 38(5): 1-6.
- [3] Chen Y. Research on inverse problems solving and image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography system [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2010.
陈宇. 电容层析成像反问题求解及图像重建算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2010.
- [4] Liu J, Kang Y Q, Gu Y B, et al. Low dose computed tomography image reconstruction based on sparse tensor constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0811004.
刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建 [J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0811004.
- [5] Cui Z Q, Wang Q, Xue Q, et al. A review on image reconstruction algorithms for electrical capacitance/resistance tomography [J]. Sensor Review, 2016, 36(4): 429-445.
- [6] Xia C K, Su C L, Cao J T, et al. Reconstruction of electrical capacitance tomography images based on fast linearized alternating direction method of multipliers for two-phase flow system [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2016, 24(5): 597-605.
- [7] Li K Z, Chandrasekera T C, Li Y, et al. A non-linear reweighted total variation image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(12): 5049-5057.
- [8] Wang Q, Zhang R H, Wang J H, et al. Image reconstruction method based on compressive sensing for ECT/CT dual modality fusion system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6): 1338-1346.
王琦, 张荣华, 王金海, 等. 基于压缩感知的 ECT/CT 双模融合系统成像方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1338-1346.
- [9] Wang Z C, Li W T, Hu X L, et al. Study on soft field characteristic of ECT system for two-phase measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2003, 24(S2): 404-405, 410.
王志春, 李文涛, 胡晓丽, 等. 电容层析成像系统 (ECT) 软场特性研究 [J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(S2): 404-405, 410.
- [10] Nie D D, Gong Y L. A sparse signal reconstruction algorithm based on approximate L_0 norm [J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(5): 1090-1096.
聂栋栋, 弓耀玲. 基于近似 L_0 范数的稀疏信号重构 [J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(5): 1090-1096.
- [11] Yang W Q. Design of electrical capacitance tomography sensors [J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(4): 042001.
- [12] Zhang L F, Wang H X. A new normalization method based on electrical field lines for electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(10): 104028.
- [13] Soleimani M, Yalavarthy P K, Dehghani H. Helmholtz-type regularization method for permittivity reconstruction using experimental phantom data of electrical capacitance tomography [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(1): 78-83.
- [14] Zhao J C, Liu J H, Li Z G, et al. Image reconstruction algorithm based on updated sensitivity field for ECT [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(4): 167-169.
赵进创, 刘金花, 黎志刚, 等. 改进敏感场的电容层析成像图像重建算法 [J]. 计算机工程与应用, 2012,

- 48(4): 167-169.
- [15] Qi R, Li H W, Zhang Y J. Block sparse signal reconstruction algorithm based on improved smoothed l_0 norm [J]. Computer Engineering, 2015, 41(11): 294-298.
祁锐, 李宏伟, 张玉洁. 基于改进光滑 l_0 范数的块稀疏信号重构算法 [J]. 计算机工程, 2015, 41(11): 294-298.
- [16] Yang X, Xu L, Yang C H, et al. High-quality ghost imaging based on joint bilateral filter [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1411002.
杨旭, 徐璐, 杨成华, 等. 基于联合双边滤波的高质量关联成像 [J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1411002.
- [17] Cui X M, Yu F Q. Moving least squares based image deformation algorithm improved with Tikhonov regularization [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231004.
崔小曼, 于凤芹. 利用 Tikhonov 正则化改进移动最小二乘的图像变形算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231004.