

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107950

# 基于自适应模拟退火及 LM 联合反演算法的 ECT 图像重建\*

张立峰, 张梦涵

(华北电力大学自动化系 保定 071003)

**摘要:**为解决电容层析成像技术(ECT)中图像重建的非线性和病态性问题,提出了一种自适应模拟退火-Levenberg Marquardt (ASA-LM)联合反演算法。改进了标准模拟退火(SA)算法的新解生成策略、能量函数的定义及退火策略,并结合 LM 的直接局部搜索方法联合反演 ECT 图像重建问题。同时,利用 Savitzky-Golay (SG) 滤波对 ECT 图像重建所需电容数据进行平滑处理以提高其信噪比。最后,进行仿真及静态实验,并与线性反投影(LBP)、Landweber 迭代及标准 SA 算法进行了比较。结果表明,与其他 3 种算法相比,ASA-LM 算法收敛速度快、图像重建质量明显提高,边缘信息保真度高,重建图像的平均相对误差为 0.331 1,平均相关系数为 0.933 1。

**关键词:** 电容层析成像;图像重建;ASA-LM 联合反演算法;Savitzky-Golay 滤波

**中图分类号:** TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.55

## Image reconstruction for electrical capacitance tomography based on adaptive simulated annealing and LM joint inversion algorithm

Zhang Lifeng, Zhang Menghan

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** To solve the nonlinear and ill-conditioned problem of image reconstruction in the electrical capacitance tomography (ECT), an adaptive simulated annealing-Levenberg Marquardt (ASA-LM) joint inversion algorithm is proposed. The new solution generation strategy, energy function definition and annealing strategy of the standard simulated annealing (SA) algorithm are improved. The direct local search method of LM is combined to jointly invert the ECT image reconstruction problem. Meanwhile, the Savitzky-Golay (SG) filter is used to smooth the capacitance data required for ECT image reconstruction to enhance its signal-to-noise ratio. Finally, simulation and static experiments are carried out and compared with linear back projection (LBP), Landweber iteration and standard SA algorithms. Comparison experiment results show that the ASA-LM algorithm has advantages of high reconstruction image accuracy and fast convergence speed. The image reconstruction quality is significantly improved, and the edge information fidelity is high. The average relative error of the reconstructed image is 0.331 1, and the average correlation coefficient is 0.933 1.

**Keywords:** electrical capacitance tomography; image reconstruction; ASA-LM joint inversion algorithm; Savitzky-Golay filter

## 0 引 言

电容层析成像 (electrical capacitance tomography, ECT) 技术发展于 20 世纪 80 年代,是过程层析成像技术 (process tomography, PT) 的研究和发展方向之一<sup>[1-3]</sup>,该技术具有非侵入、响应速度快、安全性高、价格低廉等特点。ECT 技术的工作原理是通过环绕在管道外部的电容

阵列测量电容变化来获取管道内介质的分布信息,并经过图像重建获得介质在横截面的介电常数分布图像,该技术在多相流领域逐渐得到广泛应用<sup>[4]</sup>。

ECT 图像重建是众多学者研究的主要问题,图像重建中存在的软场特性、不适宜性及病态性成为获得高精度重建图像的 3 大主要难点<sup>[5]</sup>。目前,ECT 图像重建算法可分为两大类:非迭代类和迭代类,前者如线性反投影算法 (linear back projection, LBP) 原理简单,无需迭代,

收稿日期:2021-05-19 Received Date: 2021-05-19

\* 基金项目:国家自然科学基金(61973115)项目资助

成像速度快,但成像精度较差;迭代类算法成像精度相较于非迭代类算法有明显提升,但一般收敛速度较慢,如 Landweber 算法、Tikhonov 正则化算法等<sup>[6]</sup>。近年来有其他学者提出了基于遗传算法、神经网络、极限学习机、模式识别等图像重建算法,大部分尚处于研究阶段<sup>[7-10]</sup>。

近年来,模拟退火(simulated annealing, SA)算法原理被应用于 ECT 图像重建,得到成像分辨率较高的图像<sup>[11-12]</sup>。SA 中包含许多参数,且这些参数的选择将直接影响 ECT 图像重建质量,然而鲜有报道探讨 SA 算法参数选择。针对于此,本文提出一种自适应模拟退火(adaptive simulated annealing, ASA)算法,并将 ASA 的全局搜索方法和 Levenberg-Marquardt (LM)算法的直接局部搜索方法进行结合,对被求问题进行联合反演,同时利用 Savitzky-Golay (SG)滤波的最小二乘拟合降低系统噪声,对图像重建所需电容数据作平滑滤波处理,最后进行仿真实验和静态实验验证算法有效性,结果表明,本文所提 ASA-LM 联合反演算法对所研究的分布模型的成像质量均有所提高。

## 1 理论基础

### 1.1 ECT 工作原理

ECT 系统主要由电容传感器阵列、数据采集系统及图像重建计算机 3 部分构成,如图 1 所示。ECT 的测量原理是:不同介质具有不同的介电常数,当管内流体分布发生变化时,混合流体的介电常数也会随之改变,从而引起安装在管壁的阵列电极之间电容值的变化,电容测量值经由数据采集系统送至计算机,利用图像重建算法,建立管道横截面流体的分布情况<sup>[13-14]</sup>。

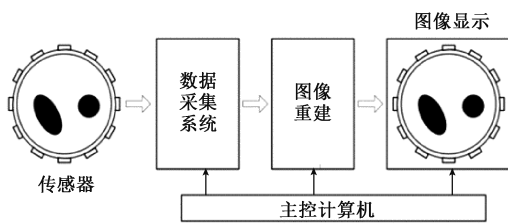


图 1 电容层析成像系统示意图

Fig. 1 Diagram of the electrical capacitance tomography system

ECT 系统测量过程中,依次选择其中一个电极作为激励电极,其它电极作为测量电极用以获取所有不同电极对之间的电容数据。由此可获得独立测量电容数据个数为:

$$M = \frac{N(N-1)}{2} \quad (1)$$

式中: $N$  为电极数。本文以 12 电极传感器为例,共获得 66 个独立测量电容数据。

ECT 系统中,被测圆形管道内部电场分布方程为:

$$\nabla \cdot [\varepsilon(x, y)] \nabla \varphi(x, y) = 0 \quad (2)$$

式中: $\varepsilon(x, y)$  为相对介电常数; $\varphi(x, y)$  为电势; $\nabla \varphi(x, y)$  为电场强度。对式(2)进行离散化,可得 ECT 系统模型方程为:

$$C = SG + e \quad (3)$$

式中: $C$  为  $m \times 1$  维归一化后的电容测量值; $S$  为  $m \times n$  维归一化后的灵敏度系数矩阵; $G$  为  $n \times 1$  维归一化后的图像灰度值; $e$  为系统噪声; $n$  为剖分的网格数。由于独立测量电容数据个数往往小于网格数,即  $m < n$ ,因而该方程组为欠定方程组。经分析,ECT 系统图像重建的过程即为求解式(3)的过程,在已知测量电容值  $C$ ,且已知敏感场  $S$  的基础上,求解介电常数  $G$  在管道内的分布状况,根据求解的数据形成图像或对相关物质的含量进行数据分析。

### 1.2 ECT 测量信号滤波

利用电容传感器阵列获取的电容数据中包含噪声。本文采用 SG 平滑滤波消除原始数据的噪声,首先通过卷积运算对原始信号进行平滑处理,再经 SG 进行滤波。

SG 滤波法是一种基于最小二乘原理的局域多项式滤波方法,在 SG 滤波的执行过程中,通过局部最小二乘多项式逼近对原始信号进行拟合,从而去除噪声,被广泛应用于数据流平滑除噪。它的优点在于,在滤波平滑的同时,能够有效地保留信号的形状、宽度等信息<sup>[15-16]</sup>。

矩阵算子的求解是 SG 卷积平滑的关键之处。12 电极 ECT 共有 66 个独立电容测量值,设滤波窗口的宽度为  $n = 2m + 1$ ,对于当前时刻电容测量值,选取当前时刻及其前后  $m$  个时刻的电容数据,对其进行多项式拟合,如式(4)所示:

$$y(x) = a_0 + a_1 x^1 + \dots + a_{k-1} x^{k-1} \quad (4)$$

式中: $y(x)$  是平滑后的电容测量值; $a_k$  为多项式函数各阶项系数,一般选择  $n > k$ 。

拟合误差为:

$$e = \sum_{i=-m}^m (y(i) - x(i))^2 \quad (5)$$

共有  $n$  个拟合方程,构成  $k$  元线性方程组,通过最小二乘法拟合确定系数矩阵  $A$ ,用矩阵表示为:

$$Y_{(2m+1) \times 1} = X_{(2m+1) \times k} \cdot A_{k \times 1} + E_{(2m+1) \times 1} \quad (6)$$

$$\text{式中: } Y = \begin{bmatrix} y_{-m} \\ y_{-m+1} \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{k-1} \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} e_{-m} \\ e_{-m+1} \\ \vdots \\ e_m \end{bmatrix},$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{-m} & \dots & x_{-m}^{k-1} \\ 1 & x_{-m+1} & \dots & x_{-m+1}^{k-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_m & \dots & x_m^{k-1} \end{bmatrix} \circ$$

$E$  表示估计误差,误差越小则表示对原始数据的拟合度就越高。

$A$  的最小二乘解  $\hat{A}$  为:

$$\hat{A} = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y \quad (7)$$

$Y$  的模型预测值或滤波值  $\hat{Y}$  为:

$$\hat{Y} = X \cdot A = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y = B \cdot Y \quad (8)$$

其中,  $B = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T$ 。

## 2 ASA-LM 联合反演算法

### 2.1 ASA 算法原理

SA 算法是一种基于 Monte-Carlo 迭代求解策略的寻优算法,具有概率突跳性。该算法原理在于将物理中固体物质的降温过程与一般组合优化问题之间的相似性作为出发点,用固体退火模拟解决组合优化问题<sup>[17-19]</sup>。关键在于将固体内能模拟为目标函数值,温度转化成控制参数,对初始解和控制参数进行初始化,伴随温度不断下降,结合概率突跳特性在解空间中随机寻找目标函数的全局最优解,算法终止时的当前解即为所得近似最优解。

标准 SA 算法的具体步骤为:

步骤 1:初始化。任选初始解,设定初始温度  $T_0$ ,终止温度  $T_f$ ,令迭代指标  $k = 0$ ,计算能量初值  $E_0$ 。在标准 SA 算法中,能量函数定义为:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2}{N} \quad (9)$$

式中:  $x_i$  是原始图像灰度值;  $x'_i$  是预测输出灰度值;  $N$  是输出图像成像点的数目。

步骤 2:随机产生新解  $x'$ ,计算能量增量  $\Delta E$ 。

$$\Delta E = E(x') - E(x) \quad (10)$$

步骤 3:按 Metropolis 准则接受新解:

$$P(\Delta E) = \begin{cases} 1, & \Delta E \leq 0 \\ \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right), & \Delta E > 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $T$  为当前温度,其值与初始温度  $T_0$  以及降温速率  $\alpha$  有关。

步骤 4:按温度衰减函数降低温度,判断是否达到迭代终止条件,若是,停止迭代;否则,转步骤 3。温度衰减函数为:

$$T_{k+1} = \alpha T_k \quad (12)$$

式中:  $T_k$  为降温前的温度;  $T_{k+1}$  为降温后的温度,  $\alpha$  为小于 1 的正数,算法具体流程图如图 2 所示。

SA 算法主要由解空间、目标函数和初始解构成。由于标准 SA 算法适应性较差,且计算密集,重建耗时长,因

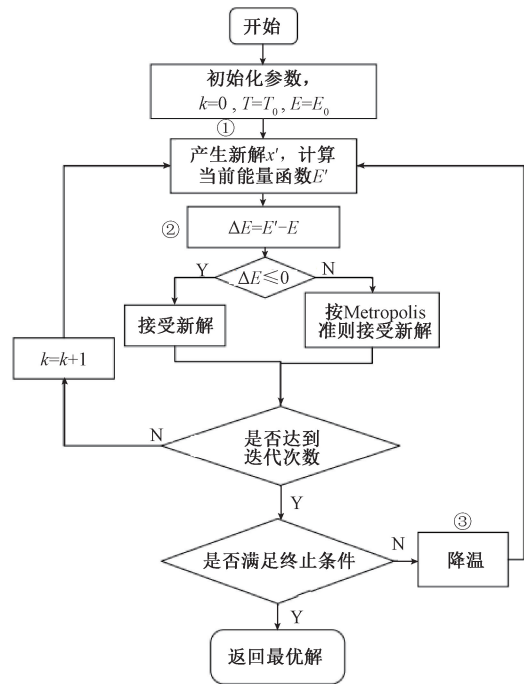


图 2 标准 SA 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the standard SA algorithm

此,针对此算法的相关参数调整问题仍然值得深入研究。本文在标准 SA 算法基础上做了图 2 所示 3 处改进,提出 ASA 算法。ASA 算法应用于电容层析成像的关键在于构建新解的产生方式、能量函数以及温度衰减因子的自主选择。

#### 1) 新解的生成策略

新解的生成策略在 SA 算法中极为重要,它直接影响图像重建的精度和效率。在标准 SA 算法中新解的生成方式为随机产生,不利于提高搜索效率。对 SA 算法的新解生成策略做进一步改进,借助蝙蝠算法 (bat algorithm, BA) 随机飞行迭代搜寻最优解的思想,该算法是受到蝙蝠种群在捕猎时的自然过程的启发而提出的一种新型群智能仿生算法,属于一种基于种群的随机全局优化算法<sup>[19]</sup>。

在一个  $d$  维搜索空间中,第  $i$  只蝙蝠在  $t$  时刻的位置为  $x_i^t$ ,速度为  $v_i^t$ ,更新公式如式 (13)~(15) 所示:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (13)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*)f_i \quad (14)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (15)$$

式中:  $f_i$  表示第  $i$  只蝙蝠当前时刻发出的声波频率;  $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$  分别表示声波频率的最小值和最大值,  $\beta$  为 (0, 1) 之间均匀分布的随机数,  $x_*$  是当前找到的最优解。开始时每只蝙蝠随机分配频率,频率是从  $[f_{\min}, f_{\max}]$  平均得出的。

ASA 算法中新解的生成策略借助蝙蝠算法迭代搜寻最优解的思想,通过在当前最优解周围随机飞行产生局部新解,将搜索过程模拟成种群模拟蝙蝠个体移动的过

程,这种新解的产生方式将当前最优解考虑在内,加强局部搜索能力,大大提高准确性及有效性。

2) 能量函数

在热力学上,物体的能量伴随其温度降低而降低,当温度足够低时,物体呈现结晶状态,在此状态下,系统能量最低。物体的退火过程对应控制参数的下降,能量的变化对应目标函数值的变化,所求问题最优解即为能量最低态。

ASA 算法能量函数的定义见式(16):

$$E = \min( \|C-SG\|_2 + \mu \cdot D(G) ) \quad (16)$$

式中:  $\mu$  为权重系数,  $D(G)$  是图像的加权总差,用于描述图像在水平及垂直方向上的稀疏性,如图 3 所示,  $D(G)$  定义为:

$$D(G) = \sum_i \sum_j ( |G_{i+1,j} - G_{i,j}| + |G_{i,j+1} - G_{i,j}| ) \quad (17)$$

图像的稀疏度可简单理解为:用较少的比特数表示图像,某些数值较大的系数可以浓缩图像的大部分能量和信息。如式(16)所示能量函数的定义不仅考虑了重建图像与投影数据的一致性,而且考虑了图像的稀疏特性,有利于在相同投影数据下提高图像重建精度。

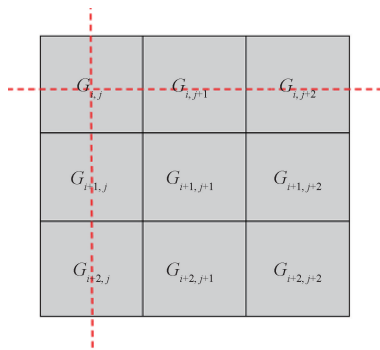


图 3 图像的加权总差

Fig. 3 Weighted total difference of image

3) 自适应模拟退火策略

针对寻优精度和收敛速度无法兼顾的问题,提出自适应模拟退火策略,自适应模拟退火策略的优势在于其具有自适应的特点,能根据当前搜索情况自主选择合适的退火速度,不仅有效利用 SA 算法的全局搜索能力,还加快演化时间。

ASA 算法温度衰减函数定义为:

$$T_{k+1} = w \cdot \alpha T_k \quad (18)$$

由式(18)得:

$$T_{k+1} = w \cdot \alpha T_k = w \cdot \alpha^k \cdot T_0 \quad (19)$$

式中:  $w$  为自适应权重。

此降温函数呈现惯性权值指数衰减,其特点是开始阶段衰减较快,而后期衰减逐渐缓慢,是一种符合生物认

知规律的发展过程。指数衰减权值机制在初始阶段具有较大的权值衰减步长,可加大算法的搜索区域,保证算法具有较强的全局搜索能力;而在后期权值衰减步长减小,新解的更新速度变缓,从而保证后期具有较好的局部搜索能力,又可避免权值线性衰减造成算法在局部最优解附近的震荡现象,提高算法收敛的稳定性。

温度衰减函数中的权重因子  $w$  是平衡算法全局勘探能力和局部寻优能力的关键因素,在迭代过程中,记录当前能量函数值与上一次迭代能量值之间的差值大小,根据能量差值对惯性权重进行分类:

$$(1) \Delta E = E_2 - E_1 < 0$$

新解下对应的能量小于前一次解对应的能量,根据能量函数的定义,即当前解更接近最优值,此时应该使个体在较小温度范围内变动有利于探索局部最优值,惯性权重  $w$  取(0.8, 1.2)之间的随机数。

$$(2) \Delta E = E_2 - E_1 = 0$$

根据能量函数的定义可分析,当前解所处位置一般,保留当前惯性权重,让它按原算法向最优位置靠近即可,惯性权重  $w$  取值为 1。

$$(3) \Delta E = E_2 - E_1 > 0$$

新解下对应的能量大于前一次解对应的能量,根据能量函数的定义,即当前解位置不理想,此时为了拓宽全局搜索能力,惯性权重  $w$  在(0.3, 0.6)或(1.3, 1.6)之间分别以 50% 的概率随机取值,这样的取值方式利于其寻找其他位置的解,在全局范围内寻优。

这种随机惯性权重策略具有自适应的特点,惯性权重可以根据能量差值的大小进行随机调整,而不再是固定取值,使得寻找最优解的退火过程更具多样性,在保证算法有较高的求解精度的同时,又保证算法有较快的收敛速度。

2.2 ASA-LM 算法原理

Levenberg-Marquardt(LM)方法是一种使用广泛的非线性最小二乘算法,该算法是利用梯度求最值的算法,不仅具有梯度法的优点,同时具有牛顿法的优点<sup>[20]</sup>。LM 算法实现的关键是在忽略二阶以上导数项的基础上,用模型函数  $f$  对待估参数向量  $p$  做线性近似。记  $F(x) = (F_1(x), F_2(x), \dots, F_m(x))^T$ , 则非线性最小二乘问题可表示为:

$$\min f(x) = \frac{1}{2} \|F(x)\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m F_i^2(x) \quad (20)$$

LM 算法为局部优化算法,其求解结果受初始模型影响,对初始值较为敏感。LM 算法收敛速度快,但图像重建效果不理想;ASA 算法迭代收敛速度较慢,但其成像效果较好。因此,为提高图像重建的精度及速度,提出 ASA-LM 算法用于求解 ECT 图像重建问题。利用 ASA 算法进行启发式全局搜索,并将其结果作为 LM 算法的

初始参数,更好地逼近最优解。

基于 ASA-LM 算法的 ECT 图像重建步骤如下:

步骤 1:取算法参数  $\rho, \sigma \in (0, 1), \mu_0 > 0$ , 置迭代次数  $k = 0, x_0 \in \mathbf{R}^n$ , 其中  $x_0$  为 ASA 算法全局搜索后的  $n \times 1$  维图像灰度值。

步骤 2:若  $g(x_k) = \mathbf{J}_k^T \mathbf{F}_k = 0$ , 停算。

式中:  $\mathbf{F}_k = \frac{1}{2} \|\mathbf{C} - \mathbf{S}\mathbf{G}\|^2, \mathbf{J}_k$  为雅可比矩阵。

步骤 3:求解下面的方程组:

$$(\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \mu_k \mathbf{I}) \mathbf{d}_k = -\mathbf{J}_k^T \mathbf{F}_k \quad (21)$$

得搜索方向  $\mathbf{d}_k$ 。

步骤 4:由 Armijo 搜索求步长,令  $m_k$  是满足下面不等式的最小非负整数  $m$ :

$$f(x_k + \rho^m \mathbf{d}_k) \leq f_k + \sigma \rho^m \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k \quad (22)$$

令  $\alpha_k = \rho^{m_k}$ 。

步骤 5:置  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k \mathbf{d}_k, k = k + 1$ , 按某种方式更新算法参数  $\mu_k$  的值,转步骤 2。

本文中设置算法最大迭代次数  $k = 150$ , 算法参数  $\rho = 0.55, \sigma = 0.4$ 。

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 仿真实验

仿真实验采用 12 电极 ECT 系统,仿真软件采用课题组研制的 MATLAB 有限元仿真软件,该软件功能较为完善,可实现以下功能:不同数目、不同宽度电极、不同密度的有限元剖分;场域电势分布求解及 ECT 灵敏度矩阵计算;并可设置仿真模型,求取仿真电容测量值;可实现基于 LBP 及 Landweber 迭代算法的 ECT 图像重建,并具备参数图形显示及一定的数据分析功能。

仿真实验模型中,管道内径设置为 62.5 mm,管道外半径为 75 mm,屏蔽层半径 85 mm,管内成像区域剖分图如图 4 所示。成像区域分为 12 层,共计 1 728 个单元。

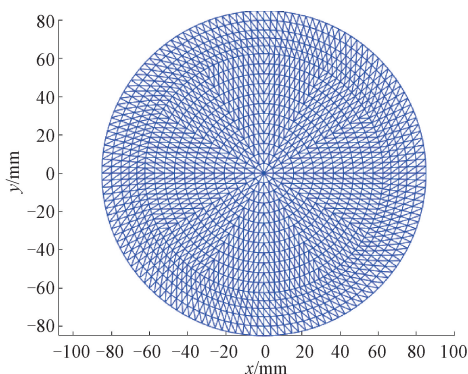


图 4 管道内剖分单元图

Fig. 4 Diagram of pipeline subdivision unit

设置 7 种分布模型,模型中的两相介质相对介电常数分别为 1 和 3,其图像重建结果如图 5 所示。

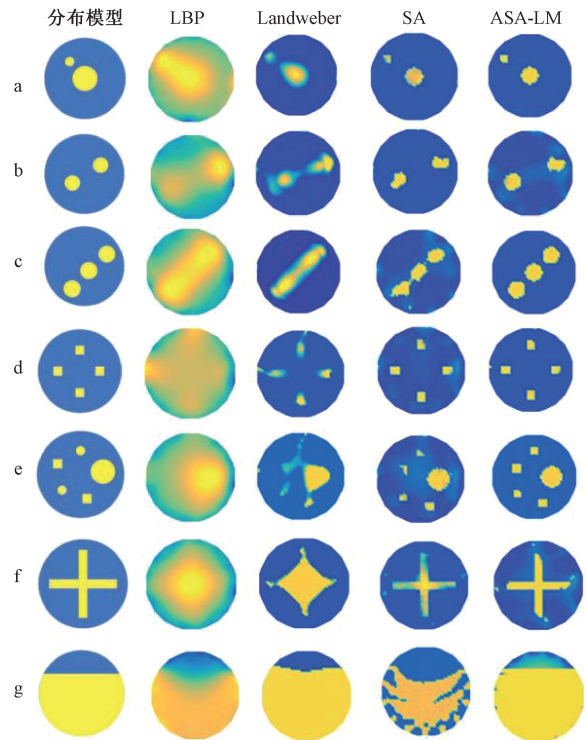


图 5 图像重建结果

Fig. 5 Image reconstruction results

图 5 中,模型 a 及 b 考察算法对简单模型的重建效果,并设置不同的物体大小进行对比,模型 c、d 及 e 考察算法对复杂流型的重建效果,设置模型 f 考察算法对方形物体的重建效果,模型 g 考察算法对层状物体的重建效果。将 ASA-LM 算法重建图像结果与 LBP、Landweber 及标准 SA 算法进行对比,设置 Landweber 算法迭代次数为 150 次,为定量评价重建图像质量,采用图像相对误差 ( $RE$ )、相关系数 ( $CC$ ) 作为评价标准,图像相对误差定义如式 (23) 所示,相关系数定义如式 (24) 所示:

$$RE = \frac{\|\mathbf{G}^* - \mathbf{G}\|_2}{\|\mathbf{G}\|_2} \quad (23)$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{G}^* - \bar{\mathbf{G}}^*)(\mathbf{G} - \bar{\mathbf{G}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{G}^* - \bar{\mathbf{G}}^*)^2 (\mathbf{G} - \bar{\mathbf{G}})^2}} \quad (24)$$

式中:  $\mathbf{G}$  和  $\mathbf{G}^*$  分别为实际分布模型的灰度值及重建图像的灰度值,  $\bar{\mathbf{G}}$  和  $\bar{\mathbf{G}}^*$  分别是  $\mathbf{G}$  和  $\mathbf{G}^*$  的灰度平均值。  $RE$  越小,  $CC$  越接近于 1 意味着图像重建质量越好。计算图 5 所示分布模型的图像相对误差及相关系数分别见表 1 和 2。

表 1 图像相对误差

Table 1 Image relative error

分布模型	LBP	Landweber	SA	ASA-LM
a	0.953 7	0.643 1	0.457 5	0.245 4
b	0.927 0	0.625 8	0.580 8	0.396 4
c	0.903 9	0.654 0	0.543 1	0.497 9
d	0.971 0	0.593 7	0.339 1	0.319 2
e	0.926 2	0.743 9	0.486 0	0.426 2
f	0.875 4	0.874 8	0.216 4	0.295 1
g	0.209 0	0.145 0	1.274 7	0.137 8

表 2 图像相关系数

Table 2 Image correlation coefficient

分布模型	LBP	Landweber	SA	ASA-LM
a	0.389 6	0.768 0	0.972 5	0.974 4
b	0.493 6	0.760 0	0.889 1	0.911 5
c	0.504 2	0.733 1	0.828 1	0.904 3
d	0.185 4	0.796 6	0.945 7	0.957 9
e	0.400 2	0.666 7	0.882 5	0.894 1
f	0.478 4	0.644 7	0.924 2	0.949 8
g	0.843 9	0.936 7	0.477 4	0.939 4

分析仿真实验结果可得,对于设置的 7 种典型分布模型,LBP 算法成像精度普遍较低,无论是简单模型还是复杂模型都有明显伪影,较难分辨实际分布。Landweber 算法成像精度相较于 LBP 算法有所提高,但当模型中分布有多个物体时仍有严重粘连如模型 b、c 及 e,同时,当模型中分布有微小物体时,该算法对微小物体成像精度较低如模型 d 及 e。标准 SA 算法对泡状分布模型具有较高的成像精度,无论是简单模型还是复杂模型如模型 a~e,SA 算法所成图像无伪影、无粘连,但该算法对物体边缘信息保真度不高,存在失真(如模型 f 及 g)。而 ASA-LM 联合反演算法很好的克服了这一点,对于所研究的 7 种分布模型均有较高的成像精度,无论是物质的大小、位置或形状,该算法均能准确成像,所成图像无粘连、无伪影且边缘信息保真度高,接近实际分布。分析表 1 和 2 得,ASA-LM 联合反演算法重建图像平均相对误差为 0.331 1,平均相关系数为 0.933 1,成像质量最佳。

### 3.2 静态实验

为验证算法的有效性,采用华北电力大学先进测量实验室的数字化 ECT 测量系统进行了静态实验,ECT 系统如图 6 所示。

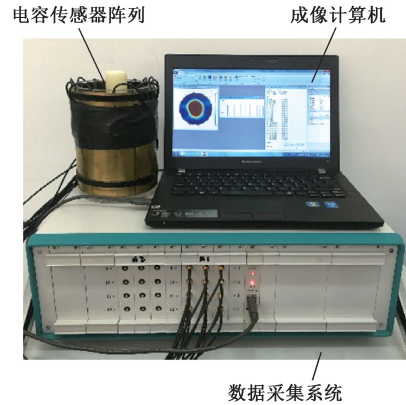


图 6 数字化 ECT 系统

Fig. 6 Digital ECT system

静态实验采用 12 电极传感器,传感器为内径大小 60 mm 的圆形有机玻璃管道,空场和满场的标定分别使用空气和塑料颗粒,设置了 4 种分布模型,重建结果如图 7 所示。

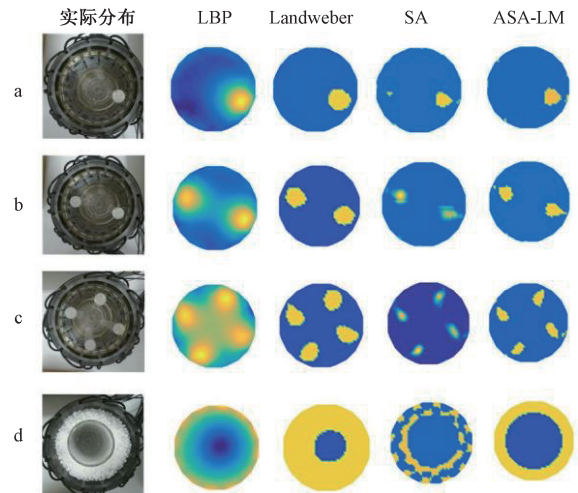


图 7 静态实验重建图像

Fig. 7 Static experiment reconstruction images

图 7 中,使用直径为 10 mm 的塑料棒模拟泡状模型如模型 a、b 及 c,使用内径 30 mm,厚度 2 mm 的空心 PC 塑料棒模拟环状模型如模型 d。

由图 7 可以看出,LBP 算法成像效果较差,对设置的 4 种模型均存在明显伪影,尤其对于模型 c,当成像区域存在多个物体时,LBP 算法重建图像物体之间出现严重粘连。Landweber 算法图像重建效果较 LBP 算法有所提升,无伪影、无粘连,成像精度较高,但对于泡状模型如模型 a、b 及 c,物体的大小存在误差。标准 SA 算法对泡状模型具有较高的成像精度,但对于环状模型如模型 d 失真严重,而 ASA-LM 算法很好的克服了这些不足,能有效区分物体,重建图像中物体的大小及位置均十分准确,且

形状保真度高。相较之下,ASA-LM 联合反演算法重建图像更接近实际分布。

仿真及静态实验均表明了该方法的有效性,本文使用该方法对 ECT 图像重建进行了研究,而电阻层析成像(electrical resistance tomography, ERT)图像重建与 ECT 类似,也属于非线性病态问题,因此本方法亦可适用于 ERT 图像重建。

## 4 结 论

本文提出一种新型的 ASA-LM 联合反演算法用于 ECT 图像重建问题,将 ASA 的全局搜索方法和 LM 的直接局部搜索方法进行结合,对被求问题作联合反演求解,同时,采用 SG 平滑滤波消除原始数据的噪声,通过仿真和静态实验验证显示,ASA-LM 联合反演算法既保留 ASA 算法成像精度高的优点又保留 LM 算法收敛速度稳定的优点,对物体重建图像精度高,物体的大小、位置及形状均能准确成像,且具有一定的抗噪性能,该算法为 ECT 技术的逆问题提供了一种新的解决方法。

### 参考文献

- [ 1 ] HU Y H, ZHOU Y G, WANG Y F. Three-dimensional electrical capacitance tomography reconstruction by the landweber iterative algorithm with fuzzy thresholding[J]. Measurement Science & Technology, 2014, 8(6): 487-496.
- [ 2 ] 张立峰, 宋亚杰. 基于梯度投影稀疏重建算法的电容层析成像图像重建[J]. 计量学报, 2019, 40(4): 631-635.  
ZHANG L F, SONG Y J. Image reconstruction of electrical capacitance tomography based on gradient projection sparse reconstruction algorithm [ J ]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(4) :631-635.
- [ 3 ] 陈德运, 高明, 宋蕾, 等. 一种新型的三维 ECT 传感器及三维图像重建方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5):961-968.  
CHEN D Y, GAO M, SONG L, et al. Novel 3D ECT sensor and its 3D image reconstruction method [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(5) : 961-968.
- [ 4 ] 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.  
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.
- [ 5 ] 张立峰, 朱炎峰. 极限学习机在电容层析成像中的应用[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9):146-152.  
ZHANG L F, ZHU Y F. Application of extreme learning machine in electrical capacitance tomography [ J ]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 57(9) :146-152.
- [ 6 ] 马敏, 郭琪, 闫超齐. 基于广义正则化的 ECT 图像重建[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(8):1851-1853.  
MA M, GUO Q, YAN CH Q. ECT image reconstruction algorithm based on generalized regularization [ J ]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8) :1851-1853.
- [ 7 ] 曾星星, 何敏, 张健, 等. EMT 用于金属结构裂纹图像重建的仿真研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1):186-192.  
ZENG X X, HE M, ZHANG J, et al. The simulation research of EMT used in the reconstruction of crack images in metal structures [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1) :186-192.
- [ 8 ] WANG CH, GUO Q, WANG H, et al. ECT image reconstruction based on alternating direction approximate Newton algorithm [ J ]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2020, 69(7): 1127-1132.
- [ 9 ] 王璐. 基于 AlexNet 卷积神经网络的电容层析成像三维图像重建[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学, 2020.  
WANG L. Three-dimensional image reconstruction of electrical capacitance tomography based on AlexNet convolutional neural network [ D ]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2020.
- [ 10 ] ORTIZ-ALEMAN C, MARTIN R. Inversion of electrical capacitance tomography data by simulated annealing: Application to real two-phase gas-oil flow imaging[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2005, 16(2):157-162.
- [ 11 ] ORTIZ-ALEMAN C, MARTIN R, GAMIO J C. Reconstruction of permittivity images from capacitance tomography data by using very fast simulated annealing[J]. Measurement Science & Technology, 2004, 15(7):1382-1390.
- [ 12 ] 马闻博, 孙衍山, 曾周末. 滑油磨粒大小的电容层析成像分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 1984-1990.  
MA W B, SUN Y SH, ZENG ZH M. Electrical capacitance tomography analysis of lubricating oil wear particles [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(12) :1984-1990.
- [ 13 ] 陈宇, 夏宗基, 周雨佳. 基于修正稀疏拟牛顿的电容层析成像重建算法[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(5): 820-821.

- CHEN Y, XIA Z J, ZHOU Y J. Modified sparse Quasi-Newton algorithm for electrical capacitance tomography system[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(5): 820-821.
- [14] ZUO B, CHENG Y S, ZHANG Z H. Degradation prediction model for proton exchange membrane fuel cells based on long short-term memory neural network and Savitzky-Golay filter [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(29):15928-15937.
- [15] 张宝, 周麟奉, 杨涛. Savitzky-Golay 滤波与局部均值分解相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造, 2017(3):192-196.
- ZHANG B, ZHOU L F, YANG T. Rolling bearing fault diagnosis method combining Savitzky-Golay filtering and local mean decomposition [J]. Machinery Design and Manufacturing, 2017(3):192-196.
- [16] YAN M F, HU H S, HU G, et al. Development of a novel reconstruction method for two-phase flow CT with improved simulated annealing algorithm [J]. Nuclear Engineering and Technology, 2021, 53(4):1304-1310.
- [17] AL-QUTAMI T A, ROSDIAZLI I, ISMAIL I, et al. Virtual multiphase flow metering using diverse neural network ensemble and adaptive simulated annealing[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 93:72-85.
- [18] WANG P, LIN S, WANG M. An image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography based on simulated annealing particle swarm optimization [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2015, 13(2):197-204.
- [19] VEDIK B, CHANDEL A K. Optimal PMU placement for power system observability using Taguchi binary bat algorithm[J]. Measurement. 2017,95:8-20.
- [20] 秦伟刚, 王超. 乳腺肿瘤同伦 LM 算法 EIT 图像重建[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2016, 49(5):506-512.
- QIN W G, WANG CH. EIT image reconstruction of breast tumor with homotopy LM algorithm[J]. Journal of Tianjin University (Natural Science and Engineering Technology Edition), 2016, 49(5):506-512.

### 作者简介



**张立峰** (通信作者), 2001 年于华北电力大学获得学士学位, 分别于 2004 年和 2010 年于天津大学获得硕士及博士学位, 现为华北电力大学副教授, 主要研究方向为多相流参数检测及电学层析成像技术。

E-mail: lifeng.zhang@ncepu.edu.cn

**Zhang Lifeng** (Corresponding author) received his B.Sc. degree from North China Electric Power University in 2001, and received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Tianjin University in 2004 and 2010, respectively. He is currently an associate professor at North China Electric Power University. His current research interests include multi-phase flow measurement and electrical tomography.



**张梦涵**, 2019 年于湖北师范大学获得学士学位, 现为华北电力大学硕士研究生, 主要研究方向为多相流检测。

E-mail: 2192216112@ncepu.edu.cn

**Zhang Menghan** received her B.Sc. degree from Hubei Normal University in 2019. She is currently a master student at North China Electric Power University. Her current research interest is multi-phase flow measurement.