

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107410

基于极限学习机求解正问题的 ECT 图像重建*

张立峰, 戴力

(华北电力大学自动化系 保定 071003)

摘要:在电容层析成像(ECT)图像重建迭代类算法中,通常采用线性正问题求解,以加快重建速度,由此产生重建误差。针对这一问题,提出了基于极限学习机(ELM)的非线性 ECT 正问题求解方法,ELM 网络输入为介电常数分布,其输出为预测的电容测量值。将该方法与传统的 Landweber 迭代算法相结合构成 ELM-Landweber 迭代算法进行图像重建。为使样本具有较好的代表性,物体分布位置及大小均随机生成,并计算相应的归一化电容值作为 ELM 网络训练及测试样本,对 ELM-Landweber 迭代算法进行了仿真与静态实验,并与传统 Landweber 迭代算法进行比较。实验结果表明,相较于传统 Landweber 迭代算法,采用 ELM-Landweber 迭代算法,其算法收敛速度显著提高,重建图像质量得到明显改善。训练样本的平均图像相对误差由 0.728 减小至 0.504,测试样本的平均图像相对误差由 0.596 减小至 0.475。

关键词: 电容层析成像;图像重建;正问题;极限学习机;Landweber 迭代算法

中图分类号: TK39 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Image reconstruction for electrical capacitance tomography based on forward problem solution using extreme learning machine

Zhang Lifeng, Dai Li

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

Abstract: For the iterative image reconstruction algorithm of electrical capacitance tomography (ECT), linear forward problem solution is usually adopted to speed up image reconstruction. However, image reconstruction error is inevitably produced. In this paper, a nonlinear forward problem solution based on extreme learning machine (ELM) of ECT is proposed. The inputs and outputs of ELM network are permittivity distribution and predicted capacitance measurements, respectively. Image reconstruction is carried out based on the combination of the presented method and conventional Landweber iterative algorithm, which is named as ELM-Landweber iterative algorithm. In order to make the samples more representative, the distribution positions and sizes of objects in each phantom are randomly generated, and the corresponding normalized capacitance values are calculated as ELM network training and test samples. Simulation and static experiments are conducted for ELM-Landweber iterative algorithm and the reconstructed images are compared with those of conventional Landweber iterative algorithm. Experimental results show that the convergence speed of ELM-Landweber iterative algorithm is significantly enhanced, and the quality of the reconstructed image is obviously improved compared with conventional Landweber iterative algorithm. The average image relative error of training samples and test samples decreases from 0.728 to 0.504 and from 0.596 to 0.475, respectively.

Keywords: electrical capacitance tomography; image reconstruction; forward problem; extreme learning machine; Landweber iterative algorithm

收稿日期:2021-01-19 Received Date: 2021-01-19

* 基金项目:国家自然科学基金(61973115)项目资助

0 引 言

电容层析成像 (electrical capacitance tomography, ECT) 是用于两相/多相流的一种可视化参数测量技术,具有非侵入性、实时性、无辐射等特点,在工业领域具有广阔的应用前景^[1-5]。

ECT 图像重建精度一直是制约其应用的一个关键因素,其图像重建算法通常有非迭代算法及迭代算法。迭代类算法精度较高,最具代表的迭代算法为 Landweber 迭代算法。随着机器学习理论的发展,学者们相继研究了多种基于机器学习理论的 ECT 图像重建算法^[6],尤其是伴随着深度学习理论的发展,已有较多基于深度学习的 ECT 图像重建相关研究报道^[7-10]。

诸如 Landweber 迭代的 ECT 图像重建迭代算法,无需进行机器学习类算法的样本训练,其算法结构简单,重建精度较高且可达到实时成像,其迭代过程依据介质介电常数分布 (图像灰度值),通过一种线性正问题的方法计算电容值,并不断修正重建图像。然而,正问题的求解是一个非线性问题,基于线性正问题求解必然引入重建误差。

不少学者对 Landweber 迭代算法进行了改进, Hu 等^[11]提出了自适应 Landweber 算法,利用极间电容作为先验信息,自动从离线建立的数据库中选择最佳灵敏度矩阵,该方法可提高图像质量,但较为耗时; Tian 等^[12]提出了自适应选择松弛因子的 Landweber 算法,该方法在提高算法收敛性的同时减少了计算时; Sun 等^[13]将一个扩展的比例积分控制器与 Landweber 方法相结合,在提高图像质量的同时提高了算法的收敛速度和稳定性。

在 ECT 图像重建研究中,针对图像重建算法的研究较多,非线性正问题求解的研究鲜有报道。Marashdeh 等^[14]利用前馈神经网络对 ECT 正问题进行了非线性求解,并进行图像重建提高了重建精度,但其采用的前馈神经网络训练耗时。

随着神经网络理论的发展,极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 于 2004 年由 Huang 等^[15]首次提出,该网络具有结构简单、训练速度快、泛化性能好等优点^[16]。Lei 等^[17]利用深度极限学习机提取由重建图像到真实图像的先验,提高了 ECT 的成像质量。Chu 等^[18]将深度卷积神经网络引入 ECT 成像中,并通过将快速迭代收缩阈值法嵌入到交替方向乘子法来构造出新的成像模型求解器,取得了不错的重建效果。Liu 等^[19]将 ELM 算法和 Landweber 算法相结合,利用 Landweber 算法来计算 ELM 输出权值矩阵,从而提高了 ELM 算法的泛化性能和抗噪性,并将其应用于 ECT 图像重建,提高了成像

质量。本文采用 ELM 网络求解 ECT 非线性正问题,通过构建随机流型样本,将其介电常数分布作为网络的输入,进而预测 ECT 电容测量值,并与传统的 Landweber 迭代算法相结合,进行图像重建,并与传统的 Landweber 迭代算法进行比较分析,仿真与静态实验结果表明了所提出方法的有效性。

1 ECT 基本原理

1.1 ECT 系统构成及工作原理

一个 12 电极电容层析成像系统结构如图 1 所示。由电容传感器阵列获取被测对象介电常数分布的信息,然后由数据采集单元进行信号处理并送往计算机,计算机根据一定的图像重建算法,重建出被测对象某一截面的图像^[20-21]。传感器由均匀分布在管壁的 n 个电极组成,可获得 $n(n-1)/2$ 个独立电容测量值。

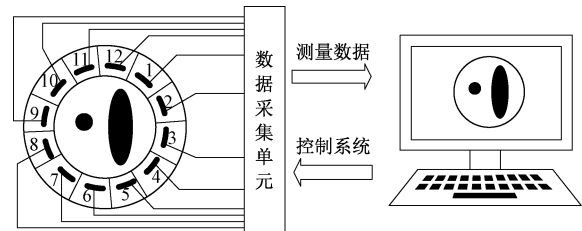


图 1 ECT 系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of the ECT system

传感器场域内的电势分布如式 (1) 所示^[22]。

$$\nabla \cdot (\varepsilon(x, y) \cdot \nabla \phi(x, y)) = 0 \quad (1)$$

式中: $\varepsilon(x, y)$ 为介电常数分布, $\phi(x, y)$ 为场域内电位分布函数, 电极对 $i-j$ 之间的电容值 C_{ij} 可由式 (2) 计算^[23]:

$$C_{ij} = \frac{Q}{\phi_i - \phi_j} = - \frac{\iint_A \varepsilon(x, y) \nabla \phi(x, y) dA}{\phi_i - \phi_j} \quad (2)$$

式中: $\phi_i - \phi_j$ 为激励电极 i 与测量电极 j 的电位差, A 为包围电极 j 的封闭曲面, Q 为电极 j 上的感应电荷量。

1.2 ECT 系统正问题

ECT 正问题是指通过敏感场域的介电常数分布来获取电容值。式 (2) 无法求出电容值的解析解, 可使用有限元法进行数值求解, 成像区域剖分如图 2 所示, 共剖分为 1 728 个三角形单元。

1.3 ECT 系统逆问题

ECT 逆问题是根据电容值来获取介电常数分布, 亦称为图像重建。非迭代类算法中的典型算法为线性反投

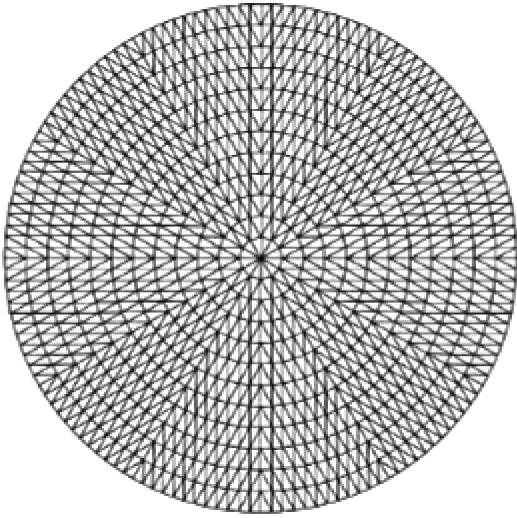


图2 剖分网格图
Fig. 2 Mesh grid

影算法(linear back-projection algorithm, LBP),如式(3)所示。

$$\mathbf{G} = \mathbf{S}^T \mathbf{C} \quad (3)$$

式中: \mathbf{G} 为重建图像灰度矩阵; \mathbf{C} 为测量电容向量; \mathbf{S} 为灵敏度矩阵;其表达式为^[24]:

$$S_{ij}(k) = \mu(k) \cdot \frac{C_{ij}^m(k) - C_{ij}^l}{C_{ij}^h - C_{ij}^l} \cdot \frac{1}{\varepsilon_h - \varepsilon_l} \quad (4)$$

式中: $\mu(k)$ 为由像素 k 面积决定的系数,并定义为总面积与该像素面积之比, C_{ij}^l 、 C_{ij}^h 分别为管内充满低和高介电常数相(介电常数分别为 ε_l 及 ε_h)时 i - j 电极的电容值, C_{ij}^m 为管内充满两相混合介质时 i - j 电极对的测量电容值。

非迭代类算法精度不高,实际中使用较多的是迭代类算法。迭代类算法精度较高,但其重建速度较慢。常用的迭代类算法为Landweber迭代算法,如式(5)所示^[25]。

$$\begin{cases} \mathbf{G}_{k+1} = \mathbf{G}_k + \alpha_k \mathbf{S}^T (\mathbf{C} - \mathbf{S} \mathbf{G}_k) \\ \mathbf{G}_0 = \mathbf{G}_{\text{LBP}} \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{G}_k 为第 k 步迭代的图像灰度矩阵; \mathbf{G}_0 为迭代初值,并由LBP算法得到; α_k 为第 k 步的迭代因子。本文采用最优迭代因子,其表达式如式(6)所示。

$$\begin{cases} \alpha_k = \frac{\|\mathbf{S}^T \mathbf{Q}_k\|^2}{\|\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{Q}_k\|^2} \\ \mathbf{Q}_k = \mathbf{C} - \mathbf{S} \mathbf{G}_k \end{cases} \quad (6)$$

其中, \mathbf{Q}_k 为第 k 步的误差向量。

Landweber迭代算法通过最小化测量电容值与重建图像灰度(介电常数分布)经由式(1)、(2)计算正问题的电容值之间的误差,从而更新重建图像灰度,因此需要多

次求解正问题。但通过式(1)和(2)求取正向解,其计算速度慢,无法满足实时性的要求。

因此,在式(5)中Landweber迭代算法采用线性正投影算法(linear forward projection, LFP)^[26]求取电容值,如式(7)所示。

$$\mathbf{C} = \mathbf{S} \mathbf{G} \quad (7)$$

由于对ECT固有的非线性特性进行了线性化处理,因而该方法降低了重建图像的精度。

2 基于ELM非线性正问题求解的Landweber迭代算法

2.1 算法原理

本文采用ELM网络求解ECT非线性正问题,以提高求解精度,再将其与传统Landweber迭代算法相结合,进行图像重建,算法原理框图如图3所示,为叙述方便,将该方法记为ELM-Landweber算法。

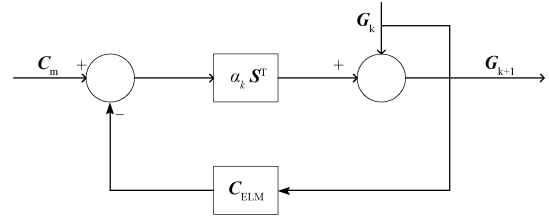


图3 算法原理框图

Fig. 3 Principle diagram of algorithm

图3中, \mathbf{C}_m 为测量电容值, \mathbf{C}_{ELM} 为通过ELM网络预测的电容值。

将ELM网络预测得到的电容值应用于误差向量求解,ELM-Landweber迭代算法如式(8)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{G}_{k+1} = \mathbf{G}_k + \alpha_k \mathbf{S}^T (\mathbf{C}_m - \mathbf{C}_{\text{ELM}}) \\ \mathbf{G}_0 = \mathbf{G}_{\text{LBP}} \end{cases} \quad (8)$$

ELM网络预测得到的电容值应用于迭代因子的求解,迭代因子 α_k 的表达式如式(9)所示。

$$\begin{cases} \alpha_k = \frac{\|\mathbf{S}^T \mathbf{Q}_k\|^2}{\|\mathbf{S} \mathbf{S}^T \mathbf{Q}_k\|^2} \\ \mathbf{Q}_k = \mathbf{C}_m - \mathbf{C}_{\text{ELM}} \end{cases} \quad (9)$$

2.2 ELM基本原理

对于任意 N 个不同的样本 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{t}_i)$,其中, $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]^T \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{t}_i = [t_{i1}, t_{i2}, t_{i3}, \dots, t_{im}]^T \in \mathbf{R}^m$,定义隐层节点数为 \bar{N} ,激活函数为 $g(x)$ 的单隐层前馈网络(single-hidden layer feedforward neural networks, SLFNs)的数学模型。

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g_i(\mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j + b_i) = O_j$$

$$j = 1, K, N \quad (10)$$

式中: $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 是连接输出层和第 i 个隐层节点的权重; $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 是连接输入层和第 i 个隐层节点的权重; O_j 为前馈神经网络的输出值; $\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j$ 是 \mathbf{w}_i 和 \mathbf{x}_j 的内积; b_i 是第 i 个隐层节点的阈值; $g(x)$ 可选为径向基函数或 Sigmoid 函数等^[27]。

理论上, \tilde{N} 个隐层节点和 $g(x)$ 为激活函数的标准 SLFNs 能无误差的逼近这 N 个样本, 这意味着存在 b_i, \mathbf{w}_i 和 β_i 使得式(11)成立:

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{x}_j + b_i) = t_j, j = 1, K, N \quad (11)$$

将式(11)简写为:

$$\mathbf{H}\mathbf{B} = \mathbf{T} \quad (12)$$

式中: \mathbf{H} 为 ELM 网络隐层的输出矩阵; \mathbf{H} 的第 i 列为受输入 x_1, \dots, x_N 所影响的第 i 个隐层节点的输出, \mathbf{T} 为样本的期望输出。

2.3 ELM 网络结构

ELM 的网络结构如图 4 所示, 该网络由输入层、隐层、输出层构成。

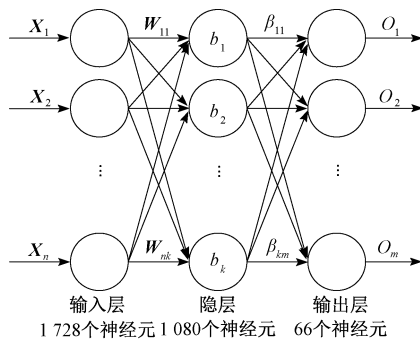


图 4 ELM 网络结构

Fig. 4 Network structure of ELM

网络输入为图像的灰度值, 本文采用图 2 所示的剖分网格, 有 1 728 个单元, 故输入层的神经元个数为 1 728; 隐层节点数是 ELM 网络中唯一需要设置的参数^[28], 隐层节点数选取方法为: 初始值设为 10, 以 10 作为步长逐步增加至 3 000 个, 以测试样本的整体平均误差为评价标准, 最后选取最小误差对应的隐层节点数 1 080; 输出为测量电容值, 本文采用 12 电极 ECT 传感器, 共有 66 个独立电容测量值, 故输出层神经元个数为 66。

3 实验结果及分析

3.1 仿真实验

1) 仿真条件及步骤

仿真条件为: intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU, 4G 内存电脑。采用课题组编制的基于 MATLAB 的 ECT 有限元仿真软件进行仿真, 仿真对象为油/气两相分布, 油和气的相对介电常数分别设为 3 和 1。利用 ELM-Landweber 算法进行图像重建, 并与传统的 Landweber 算法进行比较。

ELM-Landweber 算法步骤如下:

1) 样本生成。选取单泡、两泡、三泡、分层及环形 5 种油/气两相分布模型进行仿真, 并采用随机的方法生成样本, 如泡状分布的圆心和半径均为随机生成。5 种分布模型各设 1 000 个样本, 总计 5 000 个样本, 计算获得 5 000 个分布模型对应的仿真电容测量值;

2) 网络训练。将每种分布模型的前 900 个样本作为训练样本, 后 100 个样本作为测试样本。将 4 500 个训练样本的介电常数分布作为 ELM 网络的输入, 将测量电容值作为 ELM 网络的输出, 完成 ELM 网络的训练;

3) 图像初值获取。使用 LBP 算法计算获得样本所对应的重建图像灰度矩阵, 并将其归一化;

4) 使用 ELM 网络预测电容值, 将其代入式(8)中, 进行图像重建。

为定量比较 ELM-Landweber 算法和传统 Landweber 算法的重建图像质量, 本文采用图像相对误差作为评价指标, 其定义为^[29]:

$$RE = \frac{\|\mathbf{g}^* - \mathbf{g}\|_2}{\|\mathbf{g}\|_2} \quad (13)$$

式中: \mathbf{g} 和 \mathbf{g}^* 分别为原始分布及重建图像的灰度矩阵。

2) 效果检验

训练样本的重建结果如图 5 所示。

由图 5 可知, 无论是从图像的位置、形状保真度、物体的区分方面, ELM-Landweber 算法重建图像均明显优于 Landweber 迭代算法。如两泡及三泡分布模型, 对于传统的 Landweber 算法, 重建图像互相粘连, 无法区分; 而 ELM-Landweber 算法重建图像的轮廓比较清晰, 能有效区分多个物体; 又如环形分布, Landweber 迭代算法重建图像误差较大, ELM-Landweber 重建图像与原分布更为接近, 边缘轮廓还原度较高。

计算图 5 所示重建图像的定量评价指标, 如表 1 所示。

表 1 数据表明, ELM-Landweber 算法的图像相对误差优于 Landweber 算法, 与图 5 中定性观察结果一致。

同时, 选取测试样本进行图像重建, 其重建图像如图 6 所示。

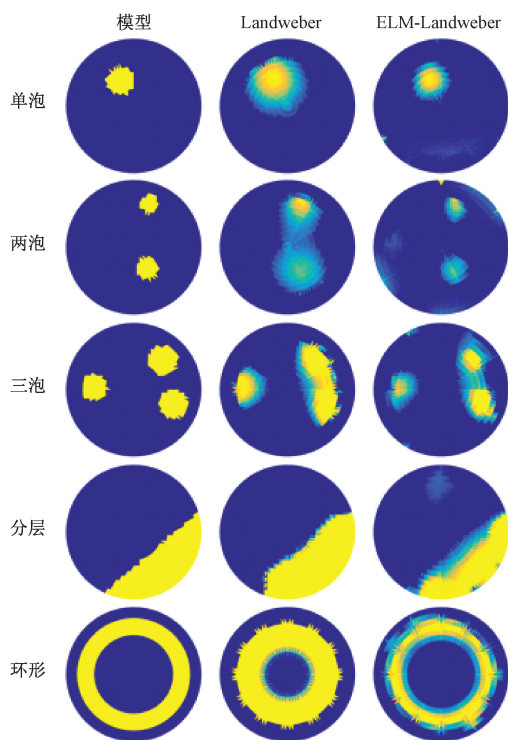


图5 训练样本的重建图像

Fig. 5 Reconstructed images of training samples

表1 训练样本 RE Table 1 RE of training samples

模型	Landweber	ELM-Landweber
单泡	0.838 8	0.481 3
两泡	0.804 5	0.698 0
三泡	0.635 8	0.620 4
分层	0.439 6	0.275 8
环形	0.921 5	0.446 2

由图6可知,对于测试样本,ELM-Landweber 迭代算法相对于传统的 Landweber 算法具有明显的优势。如两泡及三泡分布,ELM-Landweber 算法重建图像中的物体区分明显,伪影较少。尤其对于测试环形分布,传统的 Landweber 算法已出现完全失真,而 ELM-Landweber 算法能较好地重建图像,形状保真度较好。

同时,计算的图6所示重建图像的定量指标如表2所示。

由表2可以看出,与传统的 Landweber 算法相比,ELM-Landweber 算法的相对误差更小,成像质量更佳。

3) 收敛速度

同时,本文比较了这两种算法的 RE 收敛速度。以单泡模型为例,采用 ELM-Landweber 算法和 Landweber 算法分别迭代50次,其重建图像的 RE 指标变化曲线如图7所示。

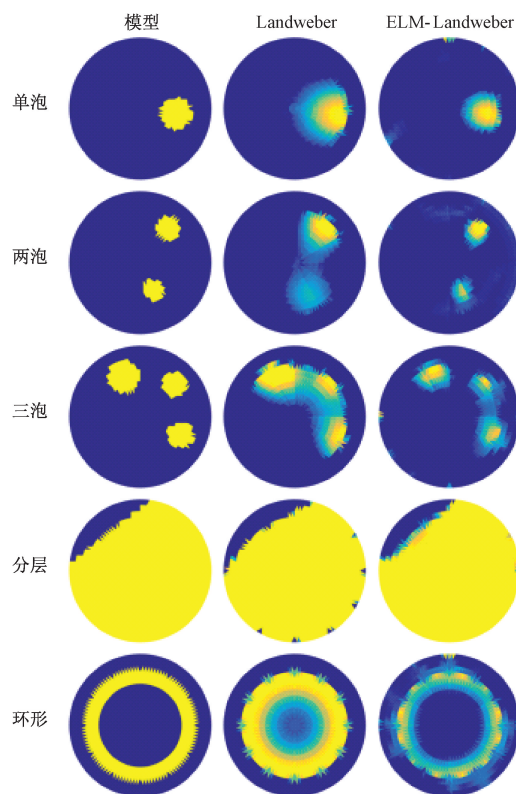
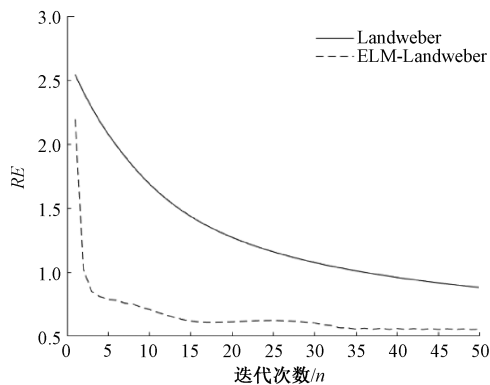


图6 测试样本的重建图像

Fig. 6 Reconstructed images of test samples

表2 测试样本 RE Table 2 RE of test samples

模型	Landweber	ELM-Landweber
单泡	0.656 4	0.462 8
两泡	0.701 6	0.581 9
三泡	0.645 7	0.615 2
分层	0.159 3	0.096 1
环形	0.818 9	0.619 7

图7 单泡模型的 RE 曲线Fig. 7 RE curve for single bubble phantom

由图 7 可以看出,ELM-Landweber 算法在迭代两三次之后,RE 快速下降,故其收敛速度明显快于传统 Landweber 算法,且 RE 值显著低于传统 Landweber 算法。

3.2 静态实验

采用华北电力大学先进测量实验室的 ECT 系统进行了静态实验,ECT 实验系统如图 8 所示。

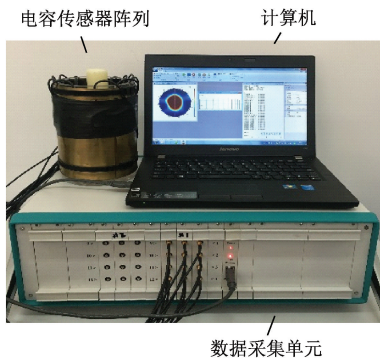


图 8 ECT 实验系统

Fig. 8 ECT experimental system

采用有机玻璃棒、塑料颗粒模拟油相,进行相应油/气两相分布的静态模拟实验,两种算法的重建图像如图 9 所示。

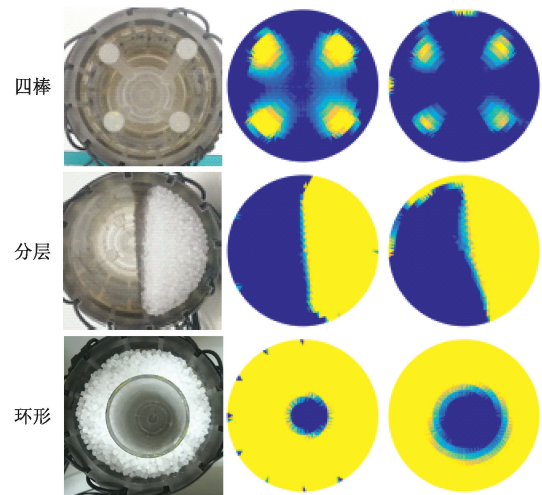


图 9 静态实验重建图像

Fig. 9 Reconstructed images of static experiments

由图 9 可见,测试两相分布为单棒、两棒、三棒、分层及环形分布。对于静态实验的重建结果,ELM-Landweber 算法明显优于传统 Landweber 算法,其重建图像的形状保真度较好、伪影少且多棒的成像结果无粘连,各个棒能明显区分。

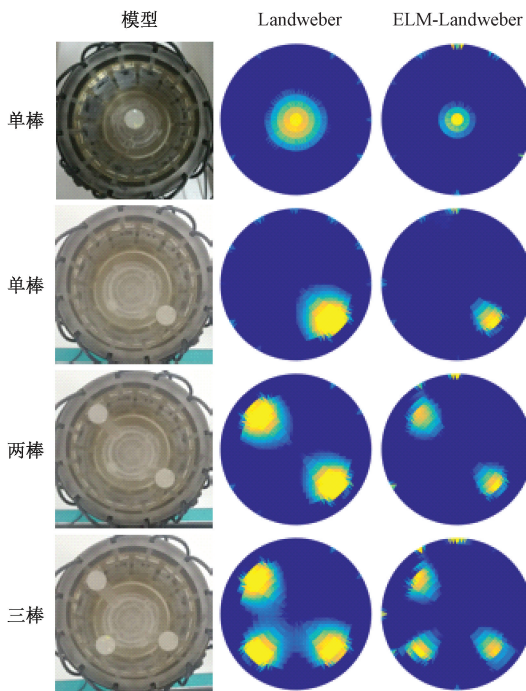
综上所述,ELM-Landweber 与 Landweber 迭代算法相比,其收敛速度更快,重建图像质量明显改善。

4 结 论

本文针对由 ECT 线性正问题求解方法引入图像重建误差这一问题,研究了采用 ELM 网络进行 ECT 非线性正问题求解,并结合 Landweber 迭代算法进行图像重建,仿真及静态实验结果表明了该方法提高了收敛速度,且所得重建图像质量得到明显改善。因此,基于 ECT 非线性正问题求解是一种提高重建图像质量的有效方法。

同时,该方法亦存在一定的局限性:需提供相对全面且准确的先验知识、网络训练时较为耗时。为了提高 ECT 非线性正问题的求解精度,必须收集足够多的训练数据,并且这些训练数据要具有一定的代表性。此外,当电容传感器阵列的电极数发生改变时,必须重新获取新的样本来训练 ELM 网络中的参数。

后续工作中将探究如何减小 ELM-Landweber 算法的局限性所带来的影响。随着硬件系统的更新,可以采用 GPU 来进行 ELM 网络的训练,提高效率。当然,亦可将 ECT 非线性正问题的求解结合其它重建算法进行 ECT 图像重建。



参考文献

- [1] 谭超,董峰. 多相流过程参数检测技术综述[J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1923-1932.
TAN CH, DONG F. Parameters measurement for multiphase flow process [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1923-1932.
- [2] 温银堂,贾瑶,张玉燕,等. 基于改进 ECT 的隔热材料胶层无损检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1596-1602.
WEN Y T, JIA Y, ZHANG Y Y, et al. Research on non-destructive testing of thermal insulation material adhesive layer based on improved ECT [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (7): 1596-1602.
- [3] 钦杰,张力平,叶云飞,等. 一种基于卷积神经网络的电涡流金属辨识方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 172-179.
QIN J, ZHANG L P, YE Y F, et al. An eddy current metal identification method based on convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4): 172-179.
- [4] 刘靖,王雪瑶,刘石. 多相流测量用动态电容层析成像图像重建算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2355-2362.
LIU J, WANG X Y, LIU SH. Dynamic electrical capacitance tomography image reconstruction algorithm for multiphase flow measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2355-2362.
- [5] 张立峰,刘昭麟,田沛. 基于压缩感知的电容层析成像图像重建算法[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 353-358.
ZHANG L F, LIU ZH L, TIAN P. Image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography based on compressed sensing [J]. Chinese Journal of Electronics, 2017, 45(2): 353-358.
- [6] 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.
- [7] LEI J, LIU Q, WANG X. Deep learning-based inversion method for imaging problems in electrical capacitance tomography [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(9): 2107-2118.
- [8] ZHENG J, PENG L H. A deep learning compensated back projection for image reconstruction of electrical capacitance tomography [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(9): 4879-4890.
- [9] ZHENG J, LI J K, LI Y, et al. A benchmark dataset and deep learning-based image reconstruction for electrical capacitance tomography [J]. Sensors, 2018, 18(11): 3701.
- [10] ZHU H, SUN J T, XU L J, et al. Permittivity reconstruction in electrical capacitance tomography based on visual representation of deep neural network [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(9): 4803-4815.
- [11] HU H L, LIU X, WANG X X, et al. A self-adapting Landweber algorithm for the inverse problem of electrical capacitance tomography (ECT) [J]. 2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2016: 1-6.
- [12] TIAN W B, SUN J T, RAMLI M F, et al. Adaptive selection of relaxation factor in landweber iterative algorithm [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(21): 7029-7042.
- [13] SUN J T, TIAN W B, CHE H Q, et al. Proportional-integral controller modified landweber iterative method for image reconstruction in electrical capacitance tomography [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(19): 8790-8802.
- [14] MARASHDEH Q, WARSITO W, FAN L S, et al. Nonlinear forward problem solution for electrical capacitance tomography using feed-forward neural network [J]. IEEE Sensors Journal, 2006, 6(2): 441-449.
- [15] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [16] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks [J]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004, 2: 985-990.
- [17] LEI J, LIU Q B, WANG X Y. Deep learning-based inversion method for imaging problems in electrical capacitance tomography [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67 (9): 2107-2118.
- [18] CHU P, LEI J, LIU Q B. Prior image induced regularization method for electrical capacitance tomography [J]. IEEE Access, 2019, 7: 2490-2501.
- [19] LIU X, WANG X X, HU H L, et al. An extreme learning machine combined with Landweber iteration algorithm for the inverse problem of electrical capacitance tomography [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2015, 45: 348-356.
- [20] 王海刚,刘石,杨五强,等. 电容层析成像三维成像算法研究与软件设计 [J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(6): 701-704.
WANG H G, LIU SH, YANG W Q, et al. Virtual 3D

- imaging and software design for electrical capacitance tomography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(6): 701-704.
- [21] GAO X, CAO Z, TIAN Y, et al. Inverse radon method based on electrical field lines for dual-modality electrical tomography [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(10): 8250-8260.
- [22] MERIBOUT M, SAIED I M. Real-time two-dimensional imaging of solid contaminants in gas pipelines using an electrical capacitance tomography system [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(5): 3989-3996.
- [23] YE J M, YANG W Q, WANG C. Investigation of spatial resolution of electrical capacitance tomography based on coupling simulation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(11): 8919-8219.
- [24] WANG H G, CHE H A, YE J M, et al. Application of process tomography in gas-solid fluidised beds in different scales and structures [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(4): 044001.
- [25] YE J M, WANG H G, YANG W Q. Image recovery for electrical capacitance tomography based on low-rank decomposition [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(7): 1751-1759.
- [26] HUANG G B, CHEN L. Enhanced random search based incremental extreme learning machine [J]. Neurocomputing, 2008, 71(16-18): 3460-3468.
- [27] RONG H J, HUANG G B, ONG Y S. Extreme learning machine for multi-categories classification applications [C]. 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence), IEEE, 2008: 1709-1713.
- [28] 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. The application of extreme learning machine in electrical capacitance tomography [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 57(9): 146-152.
- [29] 王莉莉,陈德运,于晓洋,等. 电容层析成像系统传感器优化设计 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(3): 515-522.
- WANG L L, CHEN D Y, YU X Y, et al. Optimization design of electrical capacitance tomography system sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(3): 515-522.

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. Now he is an associate professor at North China Electric Power University. His current research interests are multi-phase flow measurement and electrical tomography.



戴力, 2018 年于安徽工程大学获得学士学位, 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: zdhx_daili@126.com

Dai Li received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2018. Now he is a master student at North China Electric Power University. His current research interest is multi-phase flow measurement.