



· 可视化检测技术 ·

局部最优阈值分割算法在 ECT 相含率计算中的应用

杨海潮,黄敬轩,胡红利,陆程程,王茂杰

(西安交通大学 电力设备电气绝缘国家重点实验室,陕西 西安 710049)

摘要 电容层析成像(electrical capacitance tomography, ECT)图像重构算法所重建的图像存在边缘不清晰,成像精度低的问题,很容易误判不同介质的交界面,而截面含水率计算的准确度依赖于对重构图像的二值化分割的准确度。该文通过分析全局阈值分割算法的不足,提出了结合模拟退火算法的局部阈值分割算法。为验证算法的有效性,对层流、中心流、环状流的重构图像进行局部最优阈值分割,并进行截面含水率的计算,通过与全局阈值分割算法进行对比,证明了采用局部阈值分割算法进行截面含水率的计算有相对较高的准确率。此外,考虑到 ECT 系统本身存在非线性误差,通过结合局部最优阈值分割算法,采用一种考虑 ECT 非线性误差的图像阈值分割算法。通过与全局阈值分割算法和不考虑非线性误差的局部阈值分割算法进行对比,结果表明考虑 ECT 非线性误差的局部最优阈值分割算法进行截面含水率的计算具有相对较高的准确率。

关键词 电容层析成像;截面含水率;局部阈值分割;ECT 非线性误差;最优化算法

中图分类号: TP911.73 **DOI:** 10.16152/j.cnki.xdxbr.2023-04-008

Application of local optimal threshold segmentation algorithm in ECT phase fraction calculation

YANG Haichao, HUANG Jingxuan, HU Hongli, LU Chengcheng, WANG Maojie

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

Abstract The image reconstructed by ECT image reconstruction algorithm has the problems of unclear edge and low imaging accuracy. It is easy to misjudge the interface of different mediums, and the accuracy of cross-section water content calculation depends on the accuracy of binary segmentation of the reconstructed image. Therefore, by analyzing the shortcomings of the global threshold segmentation algorithm, we propose a local threshold segmentation algorithm combined with simulated annealing algorithm. In order to verify the effectiveness, the reconstructed images of laminar flow, central flow, annular flow are segmented by local optimal threshold, and the cross-section water content is calculated. By comparing with the global threshold segmentation algorithm, it is proved that the local threshold segmentation algorithm has a relatively higher accuracy in calculating the section water content. In addition, considering the nonlinear error of ECT system, an image threshold segmentation algorithm considering the nonlinear error of ECT is adopted by combining with the local threshold segmentation algorithm. Comparing the global threshold segmentation algorithm and local threshold

收稿日期:2022-08-31

基金项目:国家自然科学基金(52177009);陕西省科技攻关项目(2016GY-001)

第一作者:杨海潮,男,从事电容层析成像,从事图像处理研究, hcyang1999@163.com。

通信作者:胡红利,男,教授,博士生导师,从事检测测试与计量技术研究, hlhu@mail.xjtu.edu.cn。

segmentation algorithm without considering nonlinear error, shows that the local threshold segmentation algorithm considering ECT nonlinear error has a relatively higher accuracy in the calculation of cross-section water content.

Keywords electrical capacitance tomography; cross-section water content; local threshold segmentation; ECT nonlinear error; optimal algorithm

电容层析成像 (electrical capacitance tomography, ECT) 技术可用于制药、石化、轻工等领域相关参数的检测^[1-2], 并且还可以实现 3D 成像^[3-4]等功能, 因此, 该技术具有广阔的应用场景。在两相流参数检测方面, 分相含率是一个较为重要的参数, 传统的测量技术包含单相流量仪表组合技术^[5]、数字图像技术^[6]等, 存在抗干扰性差、辐射强等问题, 导致难以准确地测量分相含率, 而由于 ECT 是一种非侵入的可视化检测技术, 该成像技术不会干扰流场, 且响应迅速、价格低廉、稳定可靠。因此, ECT 用于相含率等参数的测量具有较大的优势。

通过 ECT 技术测量相含率可以用于空隙率^[7]、油膜厚度^[8]、物质含量^[9]等参数的精确测量。但是气液两相流系统介质运动复杂, 相与相之间不存在清晰的界面, 难以获得分相含率的精确解。为了提高分相含率的测量精度, 相继提出了数据融合^[10-11]、改进测量方式^[12]、优化传感器结构^[13-14]等方法。本文则通过对 ECT 重构图像进行图像分割以实现分相含率 (截面含水率) 测量精度的提高。

采用图像分割进行含水率的测量, 首先需通过电容传感器测量得到一组电容值, 并通过图像重建算法^[15-18]根据电容值重建出电容敏感场的介质分布, 之后根据设定的阈值将图像进行二值化处理, 通过统计某一种相所占的像素点个数与电容敏感场的像素点总数的比值来获得截面的含水率, 但由于重构出的介质分布存在相间边界不清晰、伪影较多的问题, 因此, 选择合适的图像阈值分割算法是一个关键的问题。

常见的阈值分割算法包含全局阈值分割算法^[19-20]和局部阈值分割算法^[21-24]等, 其中, 全局阈值分割算法没有充分考虑图像的局部特征, 在不同的介质分布面上容易发生误判, 造成截面含水率计算存在较大的误差。本文提出了一种利用局部区域像素点的灰度值均值和标准差进行图像分割的局部阈值分割算法。

ECT 图像重构的基本方程本身是一种线性近似, 因此存在固有的非线性误差。其公式为

$$\mathbf{C} = \mathbf{S}\mathbf{g} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{C}$ 为电容向量; $\mathbf{S}$ 为 ECT 传感器的灵敏度矩阵; $\mathbf{g}$ 为灰度向量, 即待求物理场各点的介电常数。

本文针对重构公式本身的非线性误差^[25], 通过电场更新灵敏度矩阵, 进一步提出了一种考虑 ECT 非线性误差的局部阈值分割算法。

1 相关算法

1.1 截面含水率

ECT 图像重建的结果可以认为是一张灰度图像, 因此, 本文根据灰度图像的像素点进行二值化处理, 并进行截面含水率的计算, 二值化处理后的图像像素值仅为 1 和 0。根据像素值为 1 的点的个数与电容敏感场的像素点总数的比值得到截面含水率 α_w ,

$$\alpha_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{th}(g_i) \quad (2)$$

式中: N 为重构图像中像素点的总个数; $P_{th}(g_i)$ 为第 i 个像素点阈值分割后的结果; g_i 为某个像素点的灰度值。

1.2 全局阈值分割算法

全局阈值分割算法采用图像灰度值的大小进行图像分割, 该方法是通过设定一个特定的灰度阈值对图像的所有区域进行分割^[19-20], 即所有大于阈值的像素点的灰度值均设为 1, 小于阈值的像素点的值设为 0,

$$P_{th}^2(g_i) = \begin{cases} 1, & g_i \geq t \\ 0, & g_i < t \end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_{th}^2(g_i)$ 为像素点 g_i 经过二值化处理后的结果; t 为灰度阈值。

但是, 该算法在某些情况下无法有效反应图像的局部特征和空间特征, 并且仅利用了图像的灰度特征, 不能保证可以得到合理的阈值。例如,

当图像质量较差时,图像受噪声的影响较大,此时,选取的阈值并非最优阈值,分割效果会不理想。并且当图像直方图没有明显的双峰时,即背景和目标之间没有明显的区别时,采用单一阈值的全局分割算法的效果很差^[19,23]。

2 局部最优阈值分割算法

2.1 算法原理

由于全局阈值分割算法存在上述问题,因此,本文使用一种局部最优阈值分割算法。该算法首先对每个像素点计算其相应合理的阈值,随后对每个像素点根据其对应的阈值进行分割。具体方法为,当待处理像素点的灰度值为 $f(x,y)$,则像素点 (x,y) 的阈值 T_{xy} 根据某一领域 G_{xy} 内所有点的灰度值的标准差和均值进行计算,其中,领域 G_{xy} 为 $M \times M$ 的正方形区域(所有像素点对应的领域大小相同),均值和标准差则根据直方图统计计算,如式(4)和(5)所示,

$$m_{G_{xy}} = \sum_{i=0}^{L-1} r_i P_{G_{xy}}(r_i) \tag{4}$$

$$\sigma_{G_{xy}} = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m_{G_{xy}})^2 P_{G_{xy}}(r_i)} \tag{5}$$

式中: L 为图像的灰度级; r_i 表示区间 $[0,L-1]$ 上代表灰度值的一个离散随机变量; $P_{G_{xy}}(r_i)$ 为 G_{xy} 区域中对应于 r_i 的归一化直方图分量。

像素点 (x,y) 的阈值 T_{xy} 为

$$T_{xy} = a\sigma_{G_{xy}} + bm_{G_{xy}} \tag{6}$$

式中: a 是标准差的权重; b 是均值的权重。 $0 \leq a \leq 1, 0 \leq b \leq 1$ 。

将 (x,y) 点的灰度值 $f(x,y)$ 进行处理,如式(7)所示,

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y) > T_{xy} \\ 0, & f(x,y) \leq T_{xy} \end{cases} \tag{7}$$

式中: $f(x,y)$ 为 (x,y) 点的灰度值; $g(x,y)$ 为 (x,y) 点经过处理后的灰度值。

根据上述公式可知,采用局部阈值分割方法需要考虑的参数包含每个区域 G_{xy} 的均值 $m_{G_{xy}}$ 的权重 b 、方差 $\sigma_{G_{xy}}$ 的权重 a 、以及 G_{xy} 领域的大小。

为了寻找到最优的参数组合,需要设定目标函数 F ,因此,基于局部最优阈值算法可以描述为

如式(8)所示的最优化问题,

$$\min \|SP_{th}^1(g) - C\|_2 \tag{8}$$

式中: S 为灵敏度矩阵; $P_{th}^1(g)$ 为经过局部阈值分割后所有点的灰度值的集合; C 为实际的电容向量。

为了说明本文所提出的局部最优阈值分割算法的性能,采用全局阈值分割方法与其进行比较,为了选取到全局最优阈值,则利用式(9)进行最优阈值的搜索,

$$\min \|SP_{th}^2(g) - C\|_2 \tag{9}$$

式中: $P_{th}^2(g)$ 为经过全局阈值分割后所有点的灰度值的集合。

2.2 实验步骤和结果分析

本文分别利用式(9)和式(8)作为最优化目标,采用式(3)确定全局阈值分割算法的阈值,采用式(4)~(6)确定局部阈值分割算法的阈值,采用模拟退火算法(FSA)搜索两种算法的相关参数,并以中心流、环状流、层流的图像为例,对比全局阈值算法以及局部最优阈值算法的优劣。模拟退火算法设定初始温度为 $90\text{ }^{\circ}\text{C}$,最低温度为 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$,每个温度内的退火次数为 $1\text{ }000$ 次,设置步长量级为 10^{-10} 。对于全局阈值分割算法,其搜索的参数为阈值 t ;对于局部最优阈值分割算法,搜索的参数包括权重 a 、 b 和 M 。权重 a 、 b 的取值范围为 $[0,1]$, M 的取值范围为 3×3 和 5×5 ,两种方法在搜索前均设定初始种群个数为 500 。最终通过式(10)相含率的相对误差 e 进行性能评价^[26],相含率的相对误差用来衡量分割后图像在进行含水率计算时的准确度。

$$e = \frac{|R_e - R_r|}{R_r} \times 100\% \tag{10}$$

式中: R_e 为预测的截面相含率; R_r 为真实的截面相含率。

表1和表2为使用全局最优阈值分割算法与局部最优阈值分割算法的图像分割效果及评价。通过表1和表2可以得出以下结论:①除环状流外,采用局部阈值分割的方法进行截面含水率计算的相对误差较小;②根据表1可以看出,2种方法对层流的分割效果普遍不佳,从一定程度上说明2种方法受重构算法本身的影响可能较大。

表 1 全局最优阈值算法与局部最优阈值算法图像效果对比

Tab. 1 Comparison between global threshold segmentation and local threshold segmentation

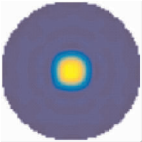
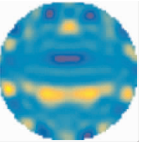
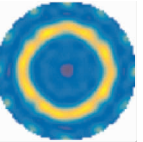
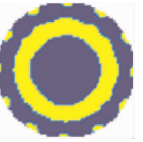
算法	流型		
	中心流	层流	环状流
原始图像			
全局阈值			
局部阈值			

表 2 不同流型的截面含水率和相对误差结果对比

Tab. 2 Comparison of cross-section water content and relative error for different flow patterns

单位: %

流型	含水率 理论值	含水率/相对误差	
		局部	全局
中心流	18. 9	16. 4/13. 2	24. 3/28. 6
层流	50. 0	45. 5/9. 05	62. 7/25. 4
环状流	38. 8	47. 5/22. 4	33. 4/13. 9

3 考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法

3.1 算法原理

图像分割的准确度虽然与分割算法本身有关,但是重构算法的初始重构结果对分割结果的影响更大。由于式(1)没有考虑非线性误差所带来的影响,其重构的图像不可避免地存在相应的误差,而当考虑到灵敏度与介电常数之间的非线性关系时,电容向量与灵敏度矩阵的关系则如式(11)和(1)所示^[25],

$$\boldsymbol{S}=\boldsymbol{S}_1+\boldsymbol{S}_2$$

(11)

式中: $\boldsymbol{S}$ 为复合灵敏度矩阵; $\boldsymbol{S}_1$ 为初始的灵敏度矩

阵; $\boldsymbol{S}_2$ 为需要迭代更新的矩阵。

因此,考虑非线性误差的阈值分割算法的整体步骤是构造下一次计算需要的复合灵敏度矩阵 $\boldsymbol{S}_0$ 。利用该复合灵敏度矩阵,根据最优目标函数寻找最优的分割参数。该算法可以描述为如式(12)所示的最优化问题,

$$\min \left\| \left(\boldsymbol{S}_1+\boldsymbol{S}_2 \right) \boldsymbol{P}_{\text{th}}^1(\boldsymbol{g})-\boldsymbol{C}\right\|$$

(12)

式中: $\boldsymbol{P}_{\text{th}}^1(\boldsymbol{g})$ 为经过局部阈值分割后所有点的灰度值的集合。

更新矩阵 $\boldsymbol{S}_2$ 需要更新电容敏感场中各点的电场值,而电场的更新规则可通过以下方式来获得。假设电容敏感场整个区域(Ω)中区域 δV_n 的介质的介电常数由 ε_1 变为 ε_2 ,并且在介电常数发生变化前后的电场总储能不变的前提下,则有

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{1}{2} \int_{\Omega} \varepsilon_1\left|\boldsymbol{E}_1\right|^2 \mathrm{d} v=\frac{1}{2} \int_{\Omega \backslash\left\{\delta V_n\right\}} \varepsilon_1\left|\boldsymbol{E}_1\right|^2 \mathrm{d} v \\ &+\frac{1}{2} \int_{\delta V_n} \varepsilon_2\left|\boldsymbol{E}_2\right|^2 \mathrm{d} v \end{aligned}$$

(13)

式中: W_1 为 Ω 区域所具有的总能量大小; $\boldsymbol{E}_1$ 和 $\boldsymbol{E}_2$ 分别为区域 δV_n 在介电常数由 ε_1 变化为 ε_2 前后的电场。

现定义电场与介电常数分布的增量为

$$\left\{\begin{aligned} \Delta \boldsymbol{E} &=\boldsymbol{E}_2-\boldsymbol{E}_1 \\ \Delta \varepsilon &=\varepsilon_2-\varepsilon_1 \end{aligned}\right.$$

(14)

将式(14)代入式(13)可得

$$\begin{aligned} W_1 &= \frac{1}{2} \int_{\Omega} \varepsilon_1\left|\boldsymbol{E}_1\right|^2 \mathrm{d} v=\frac{1}{2} \int_{\Omega} \varepsilon_1\left|\boldsymbol{E}_1\right|^2 \mathrm{d} v+ \\ &\frac{1}{2} \int_{\delta V_n}\left(\varepsilon_1+\Delta \varepsilon\right)\left(2 \boldsymbol{E}_1 \cdot \Delta \boldsymbol{E}+\left|\Delta \boldsymbol{E}\right|^2\right) \mathrm{d} v \end{aligned}$$

(15)

因此, δV_n 内的积分必须恒等于 0 才能保证式(15)的等号始终成立。于是,可以得到如下关系,

$$\Delta \boldsymbol{E}=-2 \boldsymbol{E}_1, \text { in }\left\{\delta V_n\right\}$$

(16)

最终可以推导出如式(17)所示的电场更新规则^[25],

$$\boldsymbol{E}=\left\{\begin{aligned} &\boldsymbol{E}_1, \text { in } \Omega \backslash\left\{\delta V_n\right\} \\ &-\boldsymbol{E}_1, \text { in }\left\{\delta V_n\right\} \end{aligned}\right.$$

(17)

式中: $\boldsymbol{E}$ 为所有点更新后的电场值; $\boldsymbol{E}_1$ 为更新前所有点的电场值; Ω 为电容敏感场的整个区域; δV_n 为介电常数由 ε_1 变化为 ε_2 的区域,而在两相流中,高介电常数所在的区域即为 δV_n 。

利用式(17)在一次迭代过程中进行电场更新时,仅更新阈值分割结果为 1 的点的电场值,而阈值分割结果为 0 的点的电场值则保持不变。

3.2 实验步骤和结果分析

为了寻找每个点最优的 a 、 b 、 G_{xy} 参数,通过模拟退火算法,并设定灵敏度更新次数、灵敏度矩阵 S_1 、待求点在所有电极作为激励条件下的初始电场值以及对应的灰度向量等初始参数,利用式(17) 计算电极 $i,j(i,j = 1,2,\cdots,12 \mid i \neq j)$ 分别在激励源 V_E 作用下,所有点的电场在第 N 次迭代条件下的更新值 $\dot{E}_i^{*N}$ 和 $\dot{E}_j^{*N}$,以此获得 S_2^N 。之后通过更新的电场,利用式(11) 构成复合灵敏度矩阵 $S_{\text{comp}}^{N[25]}$,进而通过该灵敏度矩阵 S_{comp}^N 不断利用模拟退火算法,根据式(12) 寻找局部最优阈值,以此得到分割结果 g_{bina}^N ,最终经过多次迭代获得最佳分割结果 g_{bina} 。考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法的具体的流程如表 3 所示。

表 3 考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法流程
Tab. 3 Algorithm flow chart of local optimal threshold segmentation considering nonlinear error

考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法流程	
输入:	C, g , 灵敏度矩阵 S_1 , 电场值 $E_n(n = 1, 2, \cdots, 12)$, 灵敏度更新次数 iter_num , 当前已经完成的迭代次数 N
输出:	二值化灰度向量 g_{bina}
1)	$N = 0$
2)	while $N < \text{iter_num}$ do
3)	$N = N + 1$
4)	$\dot{E}_i^{*N} \leftarrow -\text{FSA}(S_1, g_{N-1}) \odot \dot{E}_i$
5)	$\dot{E}_j^{*N} \leftarrow -\text{FSA}(S_1, g_{N-1}) \odot \dot{E}_j$
6)	$S_2^N \leftarrow -\frac{1}{2V_E^2}[A_k E_i^k \cdot (\dot{E}_j^{*k} - E_j^k) + E_j^k \cdot (\dot{E}_i^{*k} - E_i^k)]$
7)	$S_{\text{comp}}^N \leftarrow S_1 + S_2^N$
8)	$g_{\text{bina}}^N \leftarrow \text{FSA}(S_{\text{comp}}^N, g)$
9)	end while
10)	$g_{\text{bina}} \leftarrow g_{\text{bina}}^N$

为了分析结合更新灵敏度矩阵的阈值分割算法的性能,本节将该算法与全局阈值分割算法和不考虑非线性误差的局部阈值分割算法进行对比,选取中心流、层流、环状流作为分割目标,最终结果如表 4 和表 5 所示。

表 4 3 种算法的图像分割结果对比
Tab. 4 Comparison of image segmentation results of three algorithms

算法	流型		
	中心流	层流	环状流
原始图像			
不考虑 ECT 非线性误差的局部最优阈值分割算法			
考虑 ECT 非线性误差的局部最优阈值分割算法			

表 5 3 种算法的含水率计算误差对比
Tab. 5 Comparison of cross section water content calculation errors of three algorithms

		含水率/相对误差			单位:%
		理论值	全局	考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法	不考虑非线性误差的局部最优阈值分割算法
中心流	18.9	19.5/3.17	16.4/13.2	24.3/28.6	
层流	50.0	52.3/4.60	45.5/9.05	62.7/25.4	
环状流	38.8	42.0/8.25	47.5/22.4	33.4/13.9	

通过对比可以得出以下结论:①考虑 ECT 非线性误差的局部阈值分割算法分割后的图像边界更加清晰,伪影较少,能够较好地还原介质分布;②从相含率的相对误差来看,采用该方法对 3 种流型进行相含率测量都有较低的相对误差;③根据层流的结果可以发现,采用两种方法均无法有效地分割出真实的层流的结果,其原因不在于分割算法本身,而在于初始的重构图像,当重构图像的重构结果较差时,会使得局部阈值分割算法的分割结果产生较大的误差,进而使得相含率的相对误差较大。因此,如果需要进一步解决相对误差较大的问题,应从重构算法和分割算法等多个角度解决。

4 结语

本文通过图像分割后的介质分布情况进行截面含水率的计算,针对全局阈值分割算法所存在的问题,提出了一种根据局部区域像素点的灰度值均值和标准差确定每个像素点的分割阈值的方法,并在此基础上提出了基于模拟退火算法的局部阈值分割算法。通过对层流等常见流型的含水率进行计算,结果表明采用该方法相比采用全局阈值分割算法在截面含水率的计算上有较小误差。此外,考虑到图像重构精度受非线性误差的影响较大,提出了考虑非线性误差的局部阈值分割算法,通过与其他分割算法进行对比,结果表明,考虑非线性误差的局部阈值分割算法在截面含水率计算方面的准确率有较大的改善。

参考文献

- [1] RASEL R KTEIXEIRA F L, MARASHDEH Q M. Progress in real-time capacitance tomography of multiphase flows based on the maxwell-wagner-sillars effect [C] // 2021 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Glasgow: IEEE, 2021:1-5.
- [2] RASEL R K, STRAITON B, MARASHDEH Q, et al. Toward water volume fraction calculation in multiphase flows using electrical capacitance tomography sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(6): 7702-7712.
- [3] SUN S J, LU X P, XU L J, et al. Real-time 3-D imaging and velocity measurement of two-phase flow using a twin-plane ECT sensor[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-10.
- [4] WANTA D M, SMOLIK W T, KRYSZYN J, et al. Image reconstruction using Z-axis spatio-temporal sampling in 3D electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(11): 114007.
- [5] 谭超,魏灿,董峰.长腰内锥流量计的特性研究[J].工程热物理学报,2012,33(9):1539-1542.
TAN C, WEI C, DONG F. Characteristics of a long waist cone flow meter[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2012, 33(9): 1539-1542.
- [6] 潘志成,赵陆海波,张彪,等.多尺度气泡尺寸分布数字图像测量方法研究[J].仪器仪表学报,2019, 40(7): 129-137.
PAN Z C, ZHAOLU H B, ZHANG B, et al. Multi-scale bubble size distribution measurement by digital imaging technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 129-137.
- [7] MOHAMADE J, RAHIM R A, RAHIMAN M H F, et al. Measurement and analysis of water/oil multiphase flow using electrical capacitance tomography sensor [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2016, 47: 62-70.
- [8] ZHENG J, LI Y, PENG L H. Electrical capacitance tomography based imaging of high-contrast gas-liquid annular flow [C] // 2015 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST). Macau: IEEE, 2015:1-6.
- [9] MEI I L S, ISMAIL I, SHAFQUET A, et al. Real-time monitoring and measurement of wax deposition in pipelines via non-invasive electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(2): 025403.
- [10] RAMLI M F, AVILA H E L, DE SOUSA F R, et al. Multiphase flow Measurement by electrical capacitance tomography and microwave cavity resonant sensor [C] // 2019 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). Auckland: IEEE, 2019:13541359.
- [11] PUSPPANATHAN J, ABDUL RAHIM R, PHANG F A, et al. Single-plane dual-modality tomography for multiphase flow imaging by integrating electrical capacitance and ultrasonic sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(19): 6368-6377.
- [12] DE KERPEL K, AMEEL B, DE SCHAMPHELEIRE S, et al. Calibration of a capacitive void fraction sensor for small diameter tubes based on capacitive signal features [J]. Applied Thermal Engineering, 2014, 63(1): 77-83.
- [13] SALEHI S M, KARIMI H, MOOSAVI R, et al. Different configurations of capacitance sensor for gas/oil two phase flow measurement: An experimental and numerical study [J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2017, 82: 349-358.
- [14] LIBERT N, MORALES R E M, DA SILVA M J. Capacitive measuring system for two-phase flow monitoring. Part 2: Simulation-based calibration [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2016, 50: 102-111.
- [15] 王化祥,王超,陈磊.基于Landweber迭代的图像重建算法[J].信号处理,2000,16(4):354-356.
WANG H X, WANG C, CHEN L. Image reconstruction algorithm based on landweber iteration [J]. Journal of Signal Processing, 2000, 16(4): 354-356.
- [16] WANG L L, LIU X A, CHEN D Y, et al. ECT image reconstruction algorithm based on multiscale dual-channel convolutional neural network [J]. Complexity, 2020: 1-12.

- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] OSTU N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [20] YUAN X C, WU L S, PENG Q J. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science, 2015, 349: 472-484.
- [21] TARKHANEH O, SHEN H F. An adaptive differential evolution algorithm to optimal multi-level thresholding for MRI brain image segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 138: 112820.
- [22] 张洁玉. 基于图像分块的局部阈值二值化方法[J]. 计算机应用 2017, 37(3): 827-831.
- ZHANG J Y. Binarization method with local threshold based on image blocks[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(3): 827-831.
- [23] HEMACHANDER S, VERMA A, ARORA S, et al. Locally adaptive block thresholding method with continuity constraint[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(1): 119-124.
- [24] NIBLACK W. An introduction to digital image processing [M]. Denmark: Strandberg Publishing Company, 1985.
- [25] TANG K H, HU H L, LI L, et al. Composite sensitivity matrix for reducing the influence of medium electrification on electrical capacitance tomography[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(4): 1159-1169.
- [26] 王化祥,等. 电学层析成像[M]. 北京:科学出版社, 2013.

(编辑 李 静)