任雅轩, 王伊凡, 魏元焜, 等. 基于 PSO 的 ECT 三相流多权值电容归一化算法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(5):36-39.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24072701

基于 PSO 的 ECT 三相流多权值电容归一化算法

任雅轩[1], 王伊凡[1], 魏元焜[2], 王 睿[1]
(1 沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110870;2 辽宁机电职业技术学院 仪器仪表学院, 辽宁 丹东 118009)

摘 要: 图像重建是电容层析成像(ECT)系统的核心技术,提升电容数据的准确性对于提升重建图像的质量至关重要。针对传统三相流电容归一化方法误差积累,且测量噪声敏感的问题,本文提出一种基于粒子群优化(PSO)的 ECT 三相流电容归一化算法。基于不同介电常数的电容值加权计算方法,对测量电容值进行多权值归一化,并利用 PSO 对其权重系数进行优化。实验结果表明,该算法在气-固-固三相流成像中显著提升了重建图像质量。

关键词: 电容层析成像(ECT); 图像重建; 粒子群优化(PSO); 三相流; 多权值归一化
中图分类号: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)05-0036-04

ECT three-phaseflow multi-weight capacitance normalization algorithm based on PSO

REN Yaxuan[1], WANG Yifan[1], WEI Yuankun[2], WANG Rui[1]
(1 School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;
2 School of Instrumentation, Liaoning Mechanical and Electrical College of Technology, Dandong 118009, Liaoning, China)

Abstract: Image reconstruction is the core technology in Electrical Capacitance Tomography (ECT) systems and enhancing the accuracy of capacitance data is crucial for improving the quality of the reconstructed images. Addressing the issue of error accumulation and sensitivity to measurement noise traditional three-phase current capacitance normalization methods, this paper introduces a novel Particle Swarm Optimization (PSO)-based normalization algorithm for three-phase flow capacitance in ECT. The method involves the weighted calculation of capacitance values based on different dielectric constants, multi-weight normalization of the measured capacitance values, and optimization of the weight coefficients using PSO. The experimental results show that the algorithm significantly improves the quality of reconstructed images in gas-solid-solid three-phase flow imaging.

Key words: Electrical Capacitance Tomography (ECT); image reconstruction; Particle Swarm Optimization (PSO); three-phase flow; multi-weight normalization

0 引 言

电容层析成像(Electrical Capacitance Tomography, ECT)是依托于电容敏感性原理而发展起来的一种成像技术[1]。该技术以其低成本、快速响应、非侵入性、高安全性和广泛的适用性等特点[2],广泛应用于石油、化工等领域中多相流的参数检测[3]。此外,ECT 对三相流测量噪声极其敏感,如电源噪声、无线电波及其他电气设备的干扰,都会对电容测量信号产生噪声影响。通过将采集的电容数据转换成无量纲的归一化值,有助于降低测量中干扰因素的影响,并且简化图像重建的数学模型[4]。不同的归一化模型实质上是对介质分布的一种描述,为获得对介质分布更好的描述,许多学者对归一化模型进行了研究[5-11]。当 ECT 系统中存在 3 种及以上不同种介电常数时,如果只考虑最高和最低介电常数下满管状态的电容值,而忽略中间介电常数状态下的电容值,这种做法会导致归一化误差积累,进而影响图像

基金项目: 国家自然科学基金(61372154,61071141);辽宁省博士科研启动基金(201601157);丹东市指导性科技计划(2023-25)。
作者简介: 任雅轩(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:电容层析成像。
通信作者: 王伊凡(1979—),男,博士,讲师,硕士生导师。主要研究方向:层析成像检测技术,图像数据处理,数据分析与诊断等。Email: andywang0624@sina.com。
收稿日期: 2024-07-27

重建质量[12]。

针对上述问题，本文基于不同介电常数的电容值加权计算方法，对于采集数据（测量电容值）进行多权值电容归一化，并利用 PSO 对其权重系数进行优化，提出了基于粒子群优化（PSO）的三相流电容归一化算法。实验结果表明：三相流重建图像质量得到优化，提高图像重建效果。

1　ECT 系统组成结构及工作原理

典型的 ECT 系统包括三大组成部分：传感器、数据采集系统和成像计算机[13]。电容传感器由铜制电极板组成，这些电极板分布于测量管道外壁。每两个不同的电极板构成一组电极对，对应一组独立的电容测量单元。数据采集系统收集各个电极对之间的电容值[14]。最后计算机成像系统应用合适的图像重建算法，反演管道内介质分布。ECT 系统结构组成如图 1 所示。

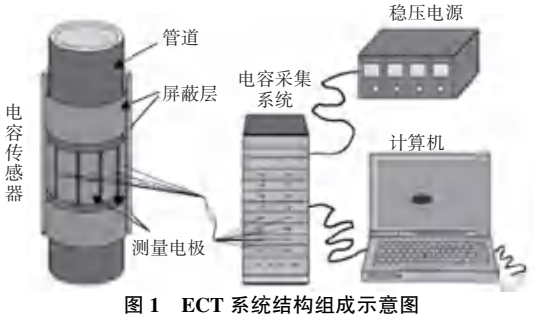


图 1　ECT 系统结构组成示意图

Fig. 1　Schematic diagram of ECT system structure composition

ECT 系统的图像重建由下面公式表示：

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{SG} \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{C}$ 用来表示 $M \times 1$ 维数的归一化电容测量值矩阵；$\boldsymbol{G}$ 用来表示 $N \times 1$ 维数的归一化介电常数分布矩阵，用于图像重建阶段计算图像的灰度值；$\boldsymbol{S}$ 用来表示 $M \times N$ 维数矩阵，用于描述物质分布变化 $\boldsymbol{G}$ 对电容 $\boldsymbol{C}$ 影响的敏感场现象。

测量所得的电容数据可能受流场或管道内其他干扰电容和电荷因素影响，因此采用归一化处理以减少这类外部不稳定元素对测量准确性的干扰显得极为关键。电容值的归一化处理主要为并联方式[4]。并联归一化处理电容值模型为：

$$\boldsymbol{C} = \frac{C^m - C^L}{C^H - C^L} \tag{2}$$

其中，C^H、C^L 分别代表当待测场域内所有单元均为高介电常数（满场）或低介电常数（空场）时极板对应的电容值；C^m 表示当测量场域内第 m 个单元为高介电常数而其余均为低介电常数时测得的电容值[15]。

2　多权值电容归一化

当存在 3 种或更多不同种介电常数时，如果只考虑最高和最低介电常数下满管状态的电容值，而忽略中间介电常数状态下的电容值，这种做法会导致归一化误差积累，进而影响图像重建质量。本文使用一种基于不同介电常数的电容值加权计算方法，以此来估算高介电常数与低介电常数的电容值 C^H 和 C^L，并利用这种近似方法来计算高介电常数相的比例，以此来确定被测电容的归一化值[10]。

当 $n = 3$（n 为相数）时，令 $C^H = \alpha_1 C^1 + \alpha_2 C^2 + \alpha_3 C^3$，$C^L = \beta_1 C^1 + \beta_2 C^2 + \beta_3 C^3$，被测电容 C^i 可表示为：

$$C^i = c_3 C^H + (1 - c_3) C^L \tag{3}$$

其中，C^1，C^2，C^3 代表管道内仅有单一介质填充时所测得的极板电容值；α_1，α_2，α_3 用于估算高介电常数电容值 C^H 时 C^1，C^2，C^3 的权重；β_1，β_2，β_3 用于估算低介电常数电容值 C^L 时 C^1，C^2，C^3 所采用的权重；而 c_3 和 $(1 - c_3)$ 分别用于表示高介电常数和低介电常数电容值 C^H 和 C^L 的相浓度。λ^3 为三相流归一化参数，归一化后电容值为：

$$c_3 = \frac{C^i - C^L}{C^H - C^L} = \lambda^3 \tag{4}$$

3　基于 PSO 的电容归一化多权值寻优

固体含率是指在多相流中固体相所占的体积比例，其是描述混合物中固体相分布情况的一个参数[16]。粒子群优化的适应度函数如式（6）所示，其目标是使重建图像的固体含率与实际测量固体含率之间的误差达到最小：

$$G_{\mathrm{SC}} = \frac{T_n'}{T_n} \times 100\% \tag{5}$$

$$f = \min(G_{\mathrm{SC}}' - G_{\mathrm{SC}}) \tag{6}$$

其中，T_n 为实际固体含量；T_n' 为重建图像测量固体含量；G_{SC} 为实际测量固体含率；G_{SC}' 为重建图像的固体含率。

权重系数 W_1 至 W_6 是通过 PSO 算法寻找的最优解，用于调整电容值到介电常数映射过程中的多相权重。定义两组电容值组合，即高电容组合 C^H 和低电容组合 C^L，计算公式如下：

$$C^H = W_1 C^{\mathrm{air}} + W_2 C^{\mathrm{solid1}} + W_3 C^{\mathrm{solid2}} \tag{7}$$

$$C^L = W_4 C^{\mathrm{air}} + W_5 C^{\mathrm{solid1}} + W_6 C^{\mathrm{solid2}} \tag{8}$$

其中，C^{air} 为空管电容值；C^{solid1} 为固体颗粒的低介电常数所对应的电容值；C^{solid2} 为固体颗粒的高

介电常数所对应的电容值。利用 C^H 和 C^L 来计算每个电容元素的归一化值。这一步骤是通过将混合电容值(实测电容值)减去 C^L,再除以 $C^H - C^L$ 来实现的。这个过程是对电容值进行归一化,以便其能够映射到特定的介电常数值范围内。

通过 PSO 对三相流的归一化系数进行优化($W_1, W_2, W_3 \in [0,1], W_4, W_5, W_6 \in [0,1]$)。调整 W_1 至 W_6 这 6 个权重系数来寻找最小化目标函数,这些权重系数的最优组合,使得重建图像的固体含率与真实图像的固体含率差异最小。PSO 过程主要步骤如下:

(1)设置初始化参数:设定粒子数量为 50;两个学习因子均为 2;惯性权重为 0.8;最大迭代次数为 10 次;权重系数下界设为[0,0,0,0,0,0];权重系数上界设为[1,1,1,1,1,1]。

(2)初始化粒子:初始化时随机设定一组粒子的位置和速度。随机生成每个粒子 $[W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6]$ 的位置和速度。

(3)适应度计算:每个粒子的位置通过目标函数 f 来计算其适应度值。目标函数 f 计算重建图像的固体含率与真实图像固体含率之间的差异作为衡量标准,适应度越低表明解越优。

(4)迭代更新:在每轮迭代过程中,对每个粒子的位置进行质量评估。通过个体的最佳位置和全局最佳位置更新其速度与位置[17]。粒子的速度和位置根据下列公式进行更新:

$$V_i^{new} w \cdot v_i^{old} + c_1 . r_1 . (p_i^{best} - x_i) + c_2 . r_2 . (g^{best} - x_i) \quad (9)$$

$$x_i^{new} = x_i^{old} + x_i^{new} \quad (10)$$

式中:v_i 代表粒子的速度,x_i 表示粒子的位置,p_i^{best} 指代个体最优位置,g^{best} 指代全局最优位置,w 表示惯性权重,c_1 与 c_2 分别表示为学习因子,r_1 和 r_2 则表示随机数[18]。

PSO 过程完成后,提取最优的权重系数组合,这组权重系数能够使目标函数固体含率的差异达到最小值,从而使重建图像达到最佳质量。

4 实验与结果

4.1 图像重建质量评价指标

为了评估图像重建的质量,将相关系数和相对图像误差选作评价指标。相关系数 CC 用于评估实际分布与重建图像之间的相似性水平,其值越接近 1 越好。相对图像误差 RE 是衡量真实分布与重建图像间的介电常数误差的指标,其值越小越好[19]。

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^{m} (\hat{G}_i - \bar{\hat{G}})(G_i - \bar{G})}{\sum_{i=1}^{m} (\hat{G}_i - \bar{\hat{G}})^2 \sum_{i=1}^{m} (G_i - \bar{G})^2} \quad (11)$$

$$RE = \frac{\| \hat{G} - G \|}{\| G \|} \quad (12)$$

其中,G 和 $\hat{G}$ 分别为管道流型真实与重建的归一化介电常数分布,其平均值分别为 $\bar{G}$ 和 $\bar{\hat{G}}$。

4.2 仿真实验分析

仿真实验 ECT 传感器为 12 极板、管道内径为 40 mm、管道相对厚度为 6 mm、屏蔽罩相对厚度为 10 mm,填充的介质为空气、聚乙烯颗粒、黄豆颗粒,介电常数分别为 1.0、2.6、4.0。

为了评估本文提出的基于 PSO 的多权值归一化算法在 ECT 技术中的图像重建效果和算法的抗噪性能,采用 Landweber 算法对电容数据进行图像重建,并将其与传统并联归一化模型进行对比。在 ECT 模型下的正问题求解后,将获得的归一化电容值中加入随机噪声[20]。为避免噪声的随机性导致重建结果也具有随机性,本文对每种噪声标准进行了 100 次实验,并对计算得到的评价指标结果取平均值进行分析。重建结果图和评价指标见表 1。

表 1 重建图像结果

Table 1 Reconstruct image results

原始图像	并联归一化模型				PSO优化后多权值归一化模型			
	无噪声	3%噪声	5%噪声	10%噪声	无噪声	3%噪声	5%噪声	10%噪声
层流								
环流								

表 1 的仿真重建图像结果表明，不论是在无噪声还是有噪声的环境下，经过 PSO 寻优后的三相流图像重建算法的重建效果更优，重建图像更接近原图，重建图像成像的轮廓也更加清晰，成像效果显著提升。从表 2 评价指标来看，相对图像误差大幅降低，相关系数也有明显提高。从而证明了基于 PSO 的多权值归一化算法的有效性与可行性。

表 2　重建图像相对图像误差和相关系数

Table 2　Reconstruct image relative image error and correlation coefficient

流型	归一化方式		相对图像误差	相关系数
层流	并联归一化	无噪声	0.410 4	0.620 3
		3%噪声	0.450 5	0.666 5
		5%噪声	0.538 7	0.511 2
		10%噪声	0.546 4	0.504 0
	PSO 优化后多权值归一化	无噪声	0.238 9	0.901 8
		3%噪声	0.353 4	0.809 1
		5%噪声	0.437 1	0.638 7
		10%噪声	0.442 3	0.620 7
环流	并联归一化	无噪声	0.637 0	0.557 0
		3%噪声	0.675 4	0.512 1
		5%噪声	0.725 9	0.409 7
		10%噪声	0.760 2	0.331 0
	PSO 优化后多权值归一化	无噪声	0.127 8	0.982 2
		3%噪声	0.366 4	0.857 9
		5%噪声	0.426 3	0.809 6
		10%噪声	0.508 8	0.726 3

5　结束语

本文将粒子群算法应用于三相流图像重建中，提出了基于粒子群优化的三相流图像电容多权值归一化算法。基于不同介电常数的电容值加权计算方法，对测量电容值进行多权值归一化，并利用 PSO 对其权重系数进行优化，实现了对三相流重建图像的优化。实验表明，相对于传统的电容归一化方法，使用本文所提算法归一化电容后重建的图像不但能够识别和区分 3 种不同物质，而且重建图像质量显著提升，相对图像误差大幅降低，图像相关系数也有明显提高。

参考文献

[1] 张立峰，赵建海，华回春. 一种组合电极电容层析成像重建图像融合方法[J]. 计量学报，2024，45(1)：38-43.

[2] 李宁，朱朋飞，张立峰，等. 基于非凸与不可分离正则化算法的电容层析成像图像重建[J]. 化工学报，2024，75(3)：836-846.

[3] 王瑞灿. 复杂介电常数/电导率分布电学层析成像实验研究[D]. 北京：中国科学院大学，2024.

[4] 郭志恒，邵富群. 改进归一化方法对 ECT 重建图像质量的影响[J]. 沈阳工业大学学报，2013，35(4)：432-437.

[5] 张立峰，田沛，马平，等. 一种新的电容层析成像电容测量值归一化模型[J]. 中国电机工程学报，2011，31(17)：86-90.

[6] KIM Y S，LEE S H，IJAZ U Z，et al. Sensitivity mapgeneration in electrical capacitance tomographyusingmixed normalization models[J]. Measurement Scienceand Technology，2007，18(7)：2092-2102.

[7] DONG X Y，GUO S Q. Mage reconstruction method forelectrical capacitance tomography based on the combinedseries and parallel normalization model[J]. Measurement Science and Technology，2008，19(4)：1032-1039.

[8] 李柳，邵富群，王占军. 电磁层析成像中新型归一化算法的设计与实现[J]. 计量学报，2014，35(1)：49-53.

[9] 张立峰. 电学层析成像激励测量模式及图像重建算法研究[D]. 天津：天津大学，2010.

[10] 何世钧，张婷，何海洋，等. 多权值电容归一化方法的研究[J]. 计量学报，2017，38(3)：319-323.

[11] 张立峰，朱枫. 电容层析成像混联归一化模型研究[J]. 计量学报，2018，39(5)：675-678.

[12] 张婷. 基于机器学习的 ECT 图像重建算法的研究[D]. 上海：上海海洋大学，2024.

[13] 马敏，范广永，孙颖. 电容成像双共轭梯度图像重建改进算法[J]. 北京航空航天大学学报，2019，45(8)：1489-1494.

[14] 马敏，何小芳，李明，等. 基于改进 TSVD 正则化的 ECT 图像重建算法[J]. 传感器与微系统，2020，39(4)：136-139.

[15] 苏子恒. 电容层析成像灵敏度矩阵计算与图像重建算法研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨理工大学，2024.

[16] 姚晶星，杨遥，黄正梁，等. 颗粒黏度模型对采用欧拉多相流模型模拟超密相颗粒流动行为的影响[J]. 化工学报，2020，71(11)：4945-4956.

[17] 冯乐，汤华椿，高亮，等. 基于基于粒子群优化的自适应微调算法[J]. 智能计算机与应用，2024，14(4)：232-237.

[18] 王博，闫娟，杨慧斌，等. 基于 PSO-SVM 的表面肌电信号多手势识别[J]. 智能计算机与应用，2023，13(7)：173-178.

[19] 徐笑，黄云志，韩亮. 基于阵列旋转和改进证据理论的平面 EMT 图像融合算法[J]. 仪器仪表学报，2022，43(10)：136-144.

[20] LU L，TONG G，GUO G，et al. Splitbregman iteration-based reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control，2019，41(9)：2389-2399.