

基于 ANSYS 电容层析成像结构参数分析与优化

李 岩, 朱艳丹, 袁小花, 李 杰

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 电容层析成像技术(ECT)是一种基于电容传感器机理的过程成像技术,以12电极电容阵列传感器 ECT 系统为背景,介绍了敏感场的计算方法,借助大型 ANSYS 有限元分析工具,建立电容传感器结构模型,并得到电极间敏感场的分布,为了避免粒子在全局附近振荡和粒子陷入局部最优,提出了改进 PSO 与改进混沌搜索策略的混合新算法. 以敏感场整体灵敏度大小系统性能为目标,优化了电容传感器结构,寻找到的传感器最优结构参数. 为电容层析成像系统图像重建提供了新思路.

关键词: 电容层析成像; 敏感场; 传感器; 粒子群算法

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2012)01-0054-04

Analysis and Optimization of Structural Parameters Based on ANSYS in ECT

LI Yan, ZHU Yan-dan, YUAN Xiao-hua, LI Jie

(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Electrical Capacitance Tomography (ECT) is a mechanism based on the process of capacitive sensor imaging technology, electrode capacitance sensor array of 12 ECT system background. We describe the calculation of sensitivity field, using ANSYS finite element analysis tool for large-scale establishment of capacitance sensor structural model, and get the distribution of sensitivity field between the electrodes, the capacitance sensor capacitance change in the situation of different parameters in order to avoid oscillation near the particle and particle in the global into local optimum, and the improved PSO search strategy and improvement of chaotic mix of new algorithm. Sensitive to the overall sensitivity to the size of system performance field goal to optimize the capacitive sensor structure, we find the optimal structural parameters of the sensor. For the electrical capacitance tomography image reconstruction we provide a new way of thinking.

Key words: electrical capacitance tomography; sensitivity field; sensor; particle swarm optimization

0 引 言

电容层析成像技术(electrical capacitance tomography,简称 ECT)是20世纪80年代末发展起来的

一种多相流检测技术,它广泛存在于自然界、日常生活和工业生产中,ECT检测方法由于具有成本低、响应速度快、非侵入、安全性能好等优点,近几年来发展迅速.特别是在多相流实时测量技术的应用上被誉为最具工业发展前景的过程成像技术之一^[1].

收稿日期: 2011-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(60972127)

作者简介: 李 岩(1966—),男,教授,硕士生导师,E-mail: liyan@hrbust.edu.cn.

电容传感器是 ECT 系统三大组成部分之一,传感器各部分的结构尺寸及材料与系统的敏感场分布直接相关,进而影响系统的性能。传感器结构参数的影响复杂、非线性的,全面认识这些规律有利于电容传感器的设计。在此基础上,本文基于整体灵敏度等优化目标,应用粒子群算法对传感器结构参数进行优化,改善了 ECT 系统的性能,提高了图像重建的质量。

1 ECT 系统的组成及电容测量原理

电容式层析成像系统主要由一个 12 电极的电容传感器,一个数据采集系统以及一台图像重建计算机组成。如图 1 所示。

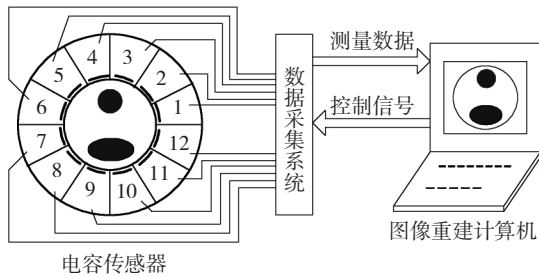


图 1 12 电极电容层析成像系统构成图

以典型的 12 电极电容传感器为研究对象,共可获得 66 个独立的测量值 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_{66}$, 根据电学原理,任意两电极 i 和 j 间的电容测量值可表示为

$$C_{ij} = \iint_D \varepsilon(x, y) S_{ij}(x, y, \varepsilon(x, y)) dx dy \quad (1)$$

式中: C_{ij} 为电极 i 和 j 间的电容值(即投影); $\varepsilon(x, y)$ 为管道横截面上介电常数分布函数; D 为管道横截面; $S_{ij}(x, y, \varepsilon(x, y))$ 为电极 i 和 j 之间的敏感场分布函数,它受到不同参数分布的影响。

灵敏度分布又称为敏感场(sensitivity field),它提供了图像重建的先验信息,对降低敏感场的软场误差和提高重建图像质量提供了有效方法,因此对灵敏度分布进行深入分析极为必要^[2-3]。

ECT 系统的敏感场为非线性场或者“软场”,其分布场是非均匀的,通过传感器结构参数的优化调整,改善软场特性对电容测量和图像重建的影响^[6-7]。

1.1 ECT 电场模型分析

电场有限元分析的仿真原理基础是泊松方程。在 ANSYS 软件环境下采用 ADPL 语言编程,求出传感器场域剖分单元的各节点自由度值,即电标量势电压,然后利用后处理模块求出电势和电力线等物理量的分布图形。

简要过程如下:

- 1) 启动 ANSYS 应用程序,进入电场计算分析环境;
- 2) 定义单元类型为二维实体单元 PLANE121,自由度为电势;
- 3) 定义中机玻璃(管壁)、空气、油、水、铜电极的材料属性;
- 4) 建立如图 2 的二维电容传感器模型图;
- 5) 对模型的不同区域进行单元网格剖分,结果如图 2 所示;

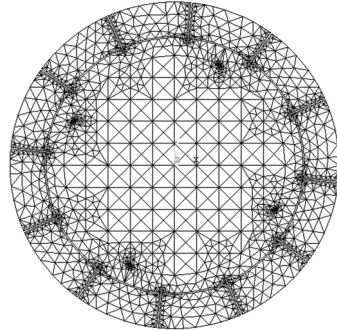


图 2 有限元剖分模型

- 6) 在激励电极、测量电极和屏蔽罩施加边界条件和激励载荷;

- 7) 求解和后处理得到如图 3、图 4 所示的电势和电力线分布。

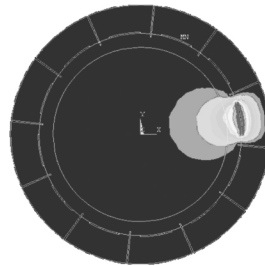


图 3 电势分布

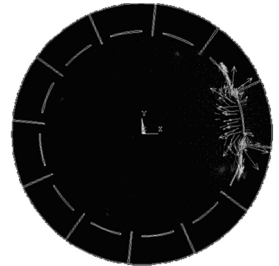


图 4 电力线分布

假设传感器的基础结构参数 $R_1 = 76.80 \text{ mm}$, $R_2 = 81.80 \text{ mm}$, $R_3 = 106.80 \text{ mm}$, $\theta = 18.00^\circ$, $N = 12$, 有径向屏蔽极板, $\varepsilon_{\text{水}} = 80.0$, $\varepsilon_{\text{油}} = 2.2$ 。

采用 ANSYS 的 CMATRIX 宏和 ADPL 语言编程求解出 ECT 系统 66 个电极对之间的电容值。

1.2 ECT 传感器的灵敏度计算

敏感场实际上就是各小单元的相对介电常数由低变高时引起的电容量相对变化。极板对的灵敏度定义为

$$S_{ij}(e) = \frac{C_{ij}(e) - C_{ij}^l}{C_{ij}^h - C_{ij}^l} \times \frac{1}{\varepsilon_h - \varepsilon_l} \mu(e) \quad (2)$$

式中: $S_{ij}(e)$ 为管道内第 e 个单元的灵敏度值; $C_{ij}(e)$ 为第 e 个单元为高介电常数 ε_h ; 其他单元为低介电常

数 ε_i 时的 $i-j$ 极板对间的电容值; C_{ij}^h 和 C_{ij}^l 分别为管道内充满高或低介电常数介质时; $i-j$ 极板对间的电容值; $\mu(e)$ 为单元 e 与单元面积有关的修正系数

选择 $R_1 = 76.8 \text{ mm}$, $R_2 = 81.8 \text{ mm}$, $R_3 = 106.8 \text{ mm}$, $\theta = 18^\circ$, $N = 12$, 有径向屏蔽极板. 按式(2) 计算得到分别相隔 0 到 5 个电极的二维敏感场的 6 种不同的类型, 如图 5 所示. 图中向下凹的区域敏感度为负数, 从中可以看出, 在每种敏感场的分布中, 管道内不同的点对电容有不同的影响, $S(x, y)$ 值不同, 灵敏度数为正数的区域称正灵敏区, 灵敏度数为负数的区域称负灵敏区, 六种典型的灵敏场分布.

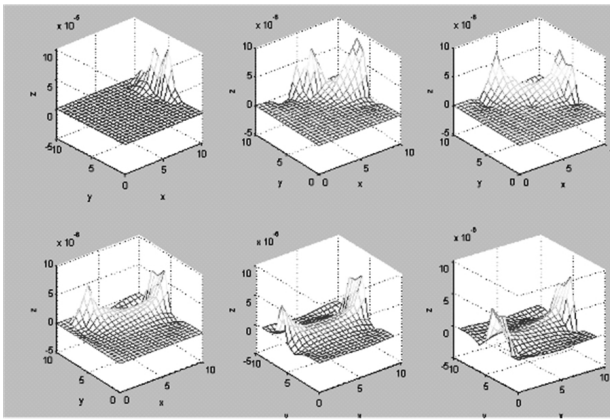


图5 六种典型的灵敏度

2 粒子群算法的结构参数优化

2.1 经典粒子群算法

令 D 表示搜索空间的维数 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$ 表示粒子 i 当前的位置, $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$ 表示粒子 i 曾经达到的最好位置, 种群中最优粒子的序号用 g 表示, $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 表示粒子 i 的速度, 每个粒子根据公式(3) 来更新自己的速度和位置:

$$\left. \begin{aligned} v_{id}^{k+1} &= wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} &= x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: k 表示第 k 次迭代, c_1, c_2 为学习因子, r_1, r_2 是 $[0, 1]$ 间的随机数, w 为惯性权重, 进化过程中按(4) 线性减少:

$$w = w_{\max} - k \frac{w_{\max} - w_{\min}}{N} \quad (4)$$

式中: k 为当前的迭代次数; N 为算法总的迭代次数; $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 为惯性加权系数; w 的最大值和最小值^[8].

2.2 改进混沌的粒子群优化算法

1) 改进的粒子群算法. 经典 PSO 算法在空间内搜索时, 有时会出现粒子在全局最优解附近“振荡”的现象, 为了避免这个问题, 由线性递减到指数递减, 对惯性权重 w 做出如下改进:

$$w = w_{\min} (w_{\max} / w_{\min})^{1 + (1 + 10k/k_{\max})} \quad (5)$$

式中: k 为当前迭代次数; $k_{\max}$ 允许最大迭代次数.

2) 改进的混沌搜索算法. 采用逻辑自映射函数来产生混沌序列, 其模型如下:

$$x_{n+1} = 1 - 2 \times x_n^2, \quad n = 0, 1, 2, \dots, -1 < x_n < 1 \quad (6)$$

在实际应用中只要迭代初值不为零, 混沌就会发生, 映射的定义域为 $[-1, 1]$, 这个映射比较简单且易于计算^[9].

假设目标函数 $f(x_i)$ 是连续的, 那么目标函数的优化问题可以描述为

$$f(x_i) = f(\theta, R_1, R_2, R_3 - R_2, h, s) = \tau_1 \cdot S_{\text{overall}} + \tau_2 \frac{C_{\min}}{C_{\max}} \quad (7)$$

式中: τ_1, τ_2 是权重系数; S_{overall} 为整体灵敏度, 五个因素对 f 影响的大小与权重系数的选取有关, 优化目标包括电极张角 θ 、管壁厚度 $R_2 - R_1$ 、屏蔽层厚度 $R_3 - R_2$ 、径向电极的插入深度 h 和介电常数 ε 等结构参数有关, 可以根据优化目标侧重点不同进行相应的调整.

混沌搜索的基本描述如下:

令 x_i^* 表示为当前得到的最优混沌变量, f^* 表示当前最优解, 在混沌搜索过程中, 当算法找到局部最优解 f^* 和局部最优变量 x_i^* 时, 按照如下公式减小该局部最优变量的搜索范围:

$$a'_i = x_i^* - c(b_i - a_i) \quad (8)$$

$$b'_i = x_i^* + c(b_i - a_i) \quad (9)$$

其中 $c \in (0, 0.5)$ 是调节系数.

将混沌变量 $x_i(k)$ 映射到优化变量取值区间, 表示为 $mx_i(k)$:

$$x_i(k) = \frac{2}{b_i - a_i} \left(mx_i(k) - \frac{b_i + a_i}{2} \right) \quad (10)$$

并按照公式(6) 创建新的混沌变量.

将混沌变量 $x_i(k)$ 映射到优化变量取值范围, 并计算适应度 $f(mx_i(k))$. 若 $f(mx_i^*) < f(mx_i^k)$, 则令 $k = k + 1$, 根据公式(8) 和公式(9) 缩小当前最优解的搜索范围. 若 $a'_i < a_i$, 则令 $a'_i = a_i$; 若 $b'_i > b_i$, 则令 $b'_i = b_i$. 否则恢复 x_i^* 的搜索范围: $a'_i = x_i^* - a_i$, $b'_i = x_i^* + b_i$, 并且令 $f^* = f(mx_i(k))$, $x_i^* = x_i(k)$.

重复操作, f^* 在一定步骤内保持不变, 或迭代次

数达到了给定值. 此时的 x_i^* 为最优混沌变量, f^* 为最优解.

为了判断粒子群是否陷入局部最优, 算法是否陷入停滞, 引入了种群适应度方差 σ^2 的计算公式为

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N [f_i - \bar{f}]^2 / N^2 \quad (11)$$

其中: f_i 是第 i 粒子的适应度; $\bar{f}$ 是粒子群的平均适应度; f 为归一化因子; 按照如下公式进行取值:

$$f = \begin{cases} \max |f_i - \bar{f}|, & \max |f_i - \bar{f}| > 1 \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (12)$$

式(11)表明, 群体适应度方差反映的是种群中个体的聚集程度, σ^2 越小, 种群中个体的聚集程度越大, 反之, 聚集程度越小. 当 $\sigma^2 < m \times \beta$ 时, 判定粒子群陷入局部最优, 并用混沌搜索策略进行处理. 这里的 m 为粒子的个数, 用于平衡不等式两边的数量级, β 是一个给定的较小数, 在 $(0, 0.2)$ 之间取值.

3) 混沌粒子群混合算法

混沌粒子群混合算法的基本步骤:

1) 参数初始化, 学习因子 c_1 和 c_2 , 最大迭代权重 $w_{\max}$ 和最小迭代权重 $w_{\min}$, 常数 β , 调节系数 c , 总迭代次数 N 和混沌搜索次数 A .

2) 粒子群初始化, 在区域 $(-1, 1)$ 上随机取 D 个不为零的变量, 记为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 利用公式(6)迭代 $m-1$ 次, 将这 m 个混沌变量作为粒子群的初始位置变量. 按照同样的方法生成粒子群的速度变量. 将位置变量按照公式(10)映射到优化变量的取值范围.

3) 计算每个粒子的适应度值, 并取所有粒子中的最优者作为当前全局最优粒子 g .

4) 判断是否满足迭代终止条件, 如果满足, 转10), 否则进行下一步.

5) 根据公式(5)计算 w 的值.

6) 按照公式(3)更新各个粒子的位置与速度, 并利用 RBF 神经网络模型计算每个粒子的适应度值. 更新每个粒子的 p_i 值和粒子群的全局最优粒子 g .

7) 判断是否满足迭代终止条件, 如果满足, 转步骤10), 否则进行下一步.

8) 判断是否满足 $\sigma^2 < m \times \beta$, 如果满足, 进行下一步, 否则转步骤5.

9) 使用改进的混沌搜索算法, 激活粒子群跳出局部最优, 并转步骤4).

10) 返回最优解, 算法结束.

如图6可以看出, 进入后期, SPSO 陷入局部最优, 而 MPSO 算法能够摆脱局部最优并找到更好的

解. 并且可以看出, MPSO 算法能够以很少的迭代次数收敛到最优解.

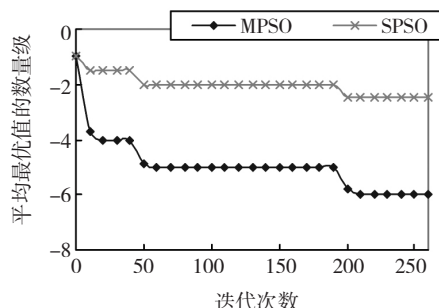


图6 函数 f 在 MPSO 和 SPSO 的比较结果

本文采用混合全局搜索算法得到传感器最优结构参数, 如下 $R_2 - R_1 = 12.2 \text{ mm}$, $R_2 = 89 \text{ mm}$, $R_3 - R_2 = 25 \text{ mm}$, $\theta = 18^\circ$, $h = 3 \text{ mm}$.

3 结 语

探讨了电容层析成像技术用于两相流检测中, 采用一次仿真校验法对管内分别高低介电常数介质进行仿真校验, 建立了敏感场分布的数学模型及使用 ANSYS 仿真软件, 介绍了敏感场的计算方法, 研究了传感器的软场特性, 通过使用混沌粒子群混合算法, 寻找到传感器最优结构参数, 解决 ECT 优化问题.

参 考 文 献:

- [1] 李海青, 黄志尧. 特种检测技术及应用 [M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2000: 72-82.
- [2] XIE C G, HUANG S M, HOYLE B S, et al. Electrical Capacitance Tomography for Flow Images. System Model for Development of Image Reconstruction Algorithms and Design of Primariesensors [J]. IEEProc. 2G, 1992, 139 (1): 89-98.
- [3] 郭虹, 李岩, 张礼勇. 12 电极相干电容层析成像检测系统 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2009, 14(5): 31-34.
- [4] 刘浩洋, 陈德运, 李谋遵. 基于支持向量机的电容层析成像图像重建算法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2006(4): 1-4.
- [5] 张立丰, 胡海涛, 陈德运. 电容层析成像 RBF 神经网络图像重建算法的改进 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008(6): 23-26.
- [6] MARASHDEH Q, TEIXEIRA F L. Sensitivity Matrix Calculation for Fast 3D Electrical Capacitance Tomography (ECT) of Flow Systems [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2004, 40(2): 1204.
- [7] 李岩, 包培全, 张礼勇, 郭虹. 基于 RBF 神经网络的电容层析成像图像重建算法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2008, 13(6): 23-26.
- [8] 杨维, 李岐强. 粒子群优化算法综述 [J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-93.
- [9] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究 [J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(2): 266-270. (编辑: 付长缨)