

电阻层析成像系统敏感场特性分析及图像重建

张彦俊 陈宇 陈德运 于晓洋

(哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150080)

摘要 电阻层析成像系统敏感场受多相流介质分布的影响,敏感场分布数据作为图像重建所需的先验数据必须通过理论计算的方法得到。为了提高重建图像质量,对敏感场分布进行分析是非常必要的。在分析电阻层析成像的基本原理的基础上,采用有限元的方法建立了敏感场的数学模型,通过对敏感场场域的分析,研究了影响敏感场分布的因素及规律,完成了敏感场分布计算及可视化仿真。依据敏感场的计算结果,提出了一种基于多项式加速的ERT图像重建算法,给出了算法的数学模型,并利用谱分析对该算法的收敛性进行了证明。仿真实验结果表明,敏感场有限元模型是正确的,图像重建算法兼备成像质量高及收敛速度快等优点,为ERT图像重建算法的研究提供了一个新方法。

关键词 电阻层析成像,有限元,敏感场,图像重建算法

Analyze of Sensitivity Field Characteristics and Image Reconstruction for Electrical Resistance Tomography System

ZHANG Yan-jun CHEN Yu CHEN De-yun YU Xiao-yang

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

Abstract In electrical resistance tomography system (ERT), the sensitivity-field is influenced by the distribution of multiphase flows. As a prior knowledge of image reconstruction, sensitivity-field distribution data must be computed on theory. To improve the quality of reconstruction image, it is necessary to analyze the sensitivity-field distribution. In this paper, based on the basic principle of electrical resistance tomography, finite element method was adopted to build a mathematical model of sensitivity-field. Based on the analysis of sensitivity-field, the factors and rules that affect sensitivity-field distribution were studied, and the computation of distribution and visual simulation were finished. According to the computation of sensitivity-field distribution, an image reconstruction algorithm accelerated by polynomial for electrical resistance tomography and corresponding mathematical model were brought forward, and the convergence feature of the algorithm was proved using spectrum analysis. The result of simulation and experiment shows that the finite element module of sensitivity-field is effective. The image reconstruction algorithm has the advantages such as high quality and fast convergence speed, which brings forward a new method to the research of ERT image reconstruction.

Keywords Electrical resistance tomography, Finite element method, Sensitivity field, Image reconstruction algorithm

1 引言

两相流是一种广泛存在于自然界的混合流动模式,特别在化工、石油、电力、核能及冶金等行业普遍存在,两相流的参数测量和流型识别一直是工程技术和科学研究领域重要的研究方向。电阻层析成像(Electrical Resistance Tomography, ERT)起源于医学,它是医学中应用的电阻抗层析成像(Electrical Impedance Tomography, EIT)技术的一种简化形式,只利用了电阻抗的实部信息^[1,2]。该技术基于多相流各介质间电导率的不同,根据敏感场内物体的电导率分布可获得多相流介质分布,从而实现对封闭的管道或过程容器设备内部多

相组物质参数的可视化测量。

ERT技术适用于两相流/多相流中以液相为连续相的生产过程,如液气泡混合过程、液固混合过程、旋涡分离过程以及化学反应过程等,提供了一种高效、低成本的多维测量手段,具有结构简单、可视化、非侵入等优点,是一种先进的高新检测技术,具有广阔的开发和应用前景^[3]。20世纪自80年代末期从医学工程领域移植到工业过程成像领域以来,该技术的研究和应用已取得不少有益的进展。本文在分析电阻层析成像的基本原理的基础上,采用有限元的方法建立了敏感场的数学模型,通过对离散介质场域的分析,研究了影响敏感场分布的因素及规律,完成了敏感场分布计算及可视化仿真。

到稿日期:2009-09-30 返修日期:2009-12-05 本文受国家自然科学基金(60572153,60972127),高等学校博士学科点专项科研基金(200802140001),教育部春晖计划(Z2007-1-15013),黑龙江省专利技术专项基金(2060499-12),黑龙江省教育厅计划项目(11541040)资助。

张彦俊(1979-),女,博士生,主要研究方向为探测与成像技术;陈宇(1975-),男,博士生,主要研究方向为图像处理、探测与成像技术、多媒体技术;陈德运(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、多相流检测技术和探测与成像技术, E-mail: chendeyun@hrbust.edu.cn(通讯作者);于晓洋(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为三维视觉检测、光电检测和探测与成像技术。

依据敏感场的计算结果,提出了一种基于多项式加速的 ERT 图像重建算法,给出了算法的数学模型,并利用谱分析对该算法的收敛性进行了证明。仿真和实验结果表明,敏感场有限元模型是正确的,图像重建算法兼备成像质量高及收敛速度快等优点,为 ERT 图像重建算法的研究提供了一个新的思路。

2 ERT 系统结构及系统激励原理

ERT 系统主要由激励测量的电极阵列、数据采集与处理单元、图像重建与分析显示单元几部分构成。ERT 系统的传感器由一个电极阵列等间隔排布在被测管道或过程容器周围,控制单元(计算机)向数据采集单元发出指令,轮流给某一对电极施加激励电流,在过程对象内部建立起敏感场。得到边界上的多组测量电压信号,将测量的数据送图像重建单元,以适当的算法重建出对象内部的电导率分布,从而得到煤质分布图像(二维或三维)。最后送图像分析单元,对图像的物理意义加以解释,提取有关的特征参数,为过程控制提供必要的信息,典型的 ERT 系统构成如图 1 所示。

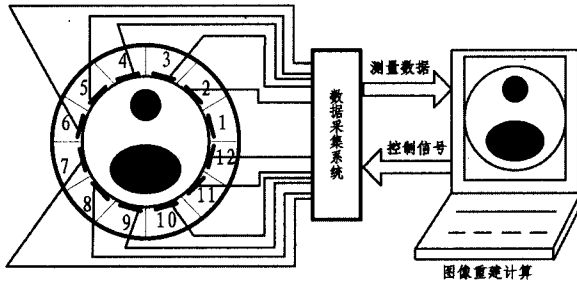


图 1 电阻层析成像系统结构图

系统的激励是在任意两个相邻的电极进行激励的,一个电极作为电流的输入端,另一个为输出端,然后循环检测所有两个相邻电极的电势差(除了两个激励电极以外)可以得到 9 个电压数据;接下来是激励电极的循环,改变激励电极,又可以检测到 9 个电压数据;将任意两个相邻的电极都激励一次,激励一周可以得到 12 组电压数据(每组 9 个电压数据),这样每采集一幅图像要有 $12 \times 9 = 108$ 个数据,其中 54 个数据是独立的。由数学归纳法可以得到这样的公式,采用现在的激励方式,在已知电极个数为 n 的情况下,独立测量数据的个数为 $n(n-3)/2$ 。激励原理如图 2 所示。

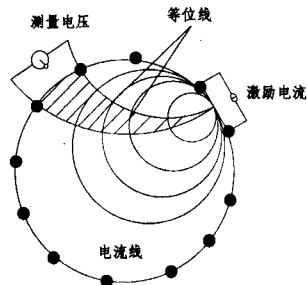


图 2 系统激励原理示意图

3 传感器场域建模及敏感场分布计算

3.1 传感器场域建模及有限元剖分

有限元法是一种以变分原理为基础的数值计算方法,它是通过将偏微分方程问题转化为泛函极值问题,然后以数值

方法解此极值问题而求得偏微分方程的数值解。有限元法的基本思想是将问题的求解域划分为一系列单元,单元间仅靠节点相连,单元内部点的待求量可由单元节点量通过选定的函数关系插值得得。

(1) ERT 有限元等价变分问题

由于 ERT 激励电流的频率小与 100KHz,以真空中电磁波的传播速度 $V=3 \times 10^8$ m/s 计算,电磁波的波长 $\lambda \geq V/f = 3 \times 10^3$ m,而实际 ERT 对象的直径不会超过 10m,远远小于 $\lambda/6=500$ m。因而 ERT 敏感场满足第三类稳场条件,可以用静电场的理论来描述和求解,即矢位 A 和电位 φ 分别满足 Poisson 方程和 Laplace 方程。ERT 敏感场可以描述为:

$$\begin{cases} \nabla \cdot (\rho \cdot \nabla \varphi) = 0, & \text{在敏感场域 } \Omega \text{ 内} \\ \rho \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial n} \Big|_{a\Omega} = j, & \text{在电流注入电极} \\ \rho \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial n} \Big|_{a\Omega} = -j, & \text{在电流引出电极} \end{cases} \quad (1)$$

式中, ∇ 为梯度算子, Ω 为敏感场区域, $\partial\Omega$ 为其边界, ρ 为未知电导率分布函数, j 为边界电流密度, $\frac{\partial \varphi}{\partial n}$ 为沿边界的法线方向导数。于是泛函形式为:

$$J(\varphi) = \iint_{\Omega} \frac{\rho}{2} (\rho \nabla^2 \varphi + \nabla \rho \cdot \nabla \varphi) dx dy + \int_{a\Omega} j \varphi ds \quad (2)$$

式中, $\int_{a\Omega} j \varphi ds$ 为 $j \varphi$ 沿场域边界的线积分,单位内 ρ 为常数 $\nabla \rho = 0$,每个单元的泛函为:

$$J^e(\varphi) = \iint_{\sigma^e} \frac{\rho}{2} \left[\left(\frac{\partial \varphi}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \varphi}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy + \int_{\Pi^e} j \varphi d \Pi^e \quad (3)$$

(2) 场域的剖分及插值函数的选取

本文对图 1 所示的传感器横截面进行三角形剖分,剖分层数是 12,各个同心圆从管道中心向外依次逆时针顺序编号,从第一个同心圆圆周被 12 个节点均匀剖分,单元数是 12,第 2 个同心圆被 24 个节点均匀剖分,单元数是 $(12+12 \times 2)$,以此类推,最后一个同心圆圆周被 $12 \times 12 = 144$ 个节点剖分,单元数为 $(12 \times 11 + 12 \times 12)$ 。剖分结果如图 3 所示,共得到顶点总数为 937,单元总数为 1728。

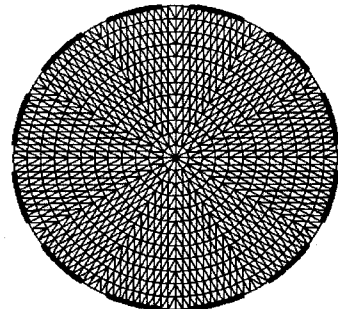


图 3 剖分示意图

本文采用三角形插值函数,即在每个三角形内部的点的电位表示为:

$$\varphi(x, y) = a_1 + a_2 x + a_3 y \quad (4)$$

式中, a_1, a_2, a_3 为待定系数,它们由构成三角形单元的 3 个节点的坐标及节点上待求的函数值决定。对式(3)的求解可转化为求解方程组:

$$[K][\varphi] = [B] \quad (5)$$

式中, $[K]$ 称为系统的刚度矩阵,为 $n \times n$ (n 为图3中剖分节点的个数)对称正定矩阵,其矩阵元素由各个三角单元的电导率分布和三角剖分的拓扑结构决定; $[\varphi]$ 为各节点的待求电势;式(3)的边界条件体现在矢量 $[B]$ 中。

3.2 敏感场分布计算

在 ERT 传感器中,发生在敏感区域内的电导率变化会引起边界电压测量值的变化。为了评价传感器的灵敏程度,引入灵敏度的概念。典型的四电极法电流激励电压测量方法示意图如图4所示。假设场域内电导率均匀分布为 ρ ,给第 m 对电极加激励电流 I ,在第 n 对电极上测量到电压 $V(m, n)$;而当某一小区域电导率有微小变化 $\delta\rho(x, y)$ 时,相应的第 n 对电极上测量的电压变为 $V(m, n) + \delta V(m, n)$ 。

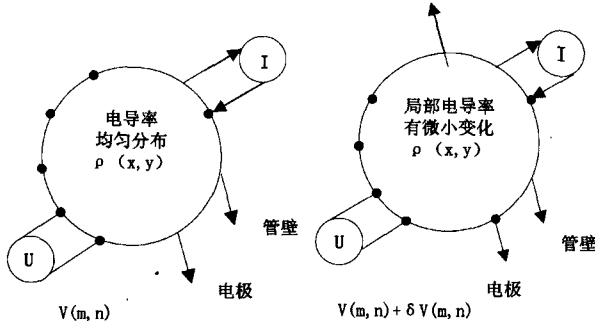


图4 四电极法电流激励电压测量方法示意图

若 $\delta\rho(x, y)$ 足够小,可以假设电导率发生变化的前后,敏感场内等位线的分布没有变动,则测量电压的变化与电导率变化成正比,即:

$$\delta V(m, n) \propto \delta\rho(x, y) \quad (6)$$

将该比例常数定义为敏感场的灵敏度系数 $S_{m, n, x, y}$,即

$$S_{m, n, x, y} = \frac{\delta V(m, n)}{\delta\rho(x, y)} \quad (7)$$

式中, m 为激励电极对的序号, n 为测量电极对的序号, (x, y) 为灵敏度系数计算点的坐标。灵敏度系数的计算可以根据 Gese-Lowitz 补偿原理转化为积分公式,然后采用有限元方法来完成:

$$S_{i, j} = - \int_{e_j} \frac{\nabla_m \cdot \nabla_n}{I_m \cdot I_n} de_j \quad (8)$$

式中,脚标 i 表示第 i 次独立测量, e_j 表示第 j 个单元, φ_m, φ_n 为均匀电导率分布时分别在第 m, n 对电极加激励 $I_m I_n$ 时场域内的节点电势分布。

令 A_{e_j} 为第 j 个单元的面积, $\varphi_{m_j}^e, \varphi_{n_j}^e$ 为对应的单元 e_j 上 k 个节点的电势, Y_j 为单元 e_j 的有限元系数矩阵^[4,5],则式(3)可以写成:

$$S_{i, j} = - \frac{1}{2A_{e_j} I_m I_n} [\varphi_{m_j}^e]^T [Y_j] [\varphi_{n_j}^e] \quad (9)$$

由式(9)可以看出,在已知敏感场电位分布的基础上可以计算敏感场分布,灵敏度系数是节点电位的函数。由此作者编制了 ERT 有限元仿真软件包,可以方便地对难以求解解析的 ERT 敏感场进行分析。

3.3 介质分布均匀情况下的敏感场分布

ERT 软场特性主要表现在敏感场分布受离散相介质分布、大小、位置的影响。下面通过敏感场分布对其进行分析。由于传感器电极结构存在对称性,对 N 极板 ERT 传感器来讲,共有 $(N-2)/2$ 种不同形状的敏感场分布。本文采用 12 电极的 ERT 系统具有 5 个典型的敏感场,其余的可以通过这

5 个敏感场分布旋转来获得。图5给出了 5 个典型的敏感场分布。将以 1,2 两电极为一对,3,4 两电极为一对,简记为 1-2,3-4。以下类推。(a)为极板 1-2,3-4 之间的敏感场分布,(b)为 1-2,4-5 之间的敏感场分布,(c)为极板 1-2,5-6 之间的敏感场分布,(d)为极板 1-2,6-7 之间的敏感场分布。(e)为极板 1-2,7-8 之间的敏感场分布。灵敏度为正的区称为正敏感区,灵敏度为负的区域称为负敏感区,相应的正敏感场区域分布如图6所示,其中黑色部分表示正敏感区域。

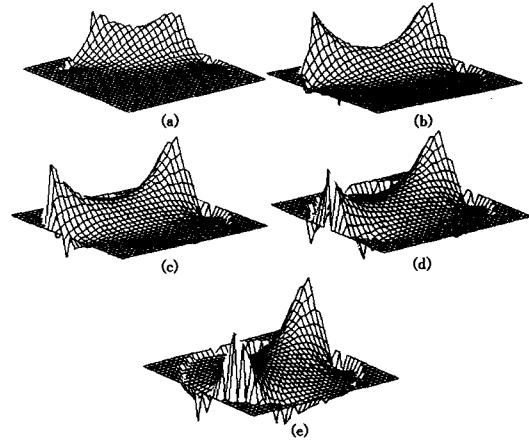


图5 五种典型的灵敏度分布

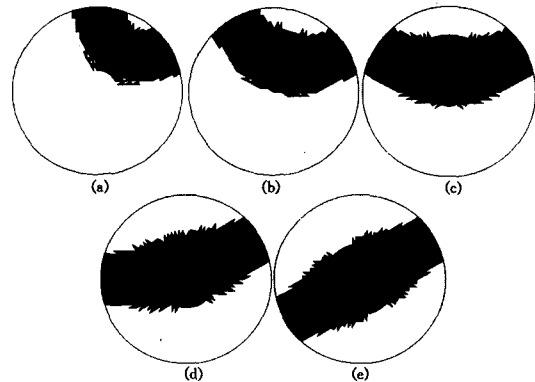


图6 五种典型的正灵敏度分布

由此看出,ERT 敏感场即使在均匀煤质分布时也是不均匀的,特别是在测量电极附近变化剧烈,同一单元对不同电极,不同单元对同一极板,敏感值相差很大。相邻极板的敏感场呈现单峰状,而且极板附近幅值较高,非相邻极板对的敏感场都成不同程度的马鞍状,这表明管道中心的敏感值较低,这将导致管道中心重建的图像模糊不清,精度难以保证。此外,正敏感区主要分布在对应极板间的带形区域内,且离极板越近数值越大。负敏感区的存在是符合实际的,不能将负敏感区的数值简单地视为 0 来处理。有些区域为正、有些区域为负或零值,更突出了软场问题的复杂性。

4 基于多项式加速的 ERT 图像重建算法

目前,大多数 ERT 成像算法是基于介电常数到电容映射的线性模型,经过离散化、线性化和归一化的模型如式(10)所示。

$$C = SG \quad (10)$$

式中, $C \in R^m$ 为归一化电压投影数据, $S \in R^{m \times n}$ 为系数矩阵(灵敏度矩阵), $G \in R^n$ 为归一化介质分布图像向量。其中,

ERT 图像重建的任务就是给定电压值 C 求解介电常数分布 G 。

多项式加速法属于迭代的正则化算法,其基本思想是:每步迭代不仅仅利用上一步的信息,而且要充分利用前面各步所得到的信息。将式(10)改写成基于多项式加速算法的表达式如下:

$$r_{k-1} = S^*(C - SG_{k-1}) \quad (11)$$

式中, r 为余项,多项式加速点列如下式产生:

$$G_k = \mu_{1k}G_{k-1} + \dots + u_{kk}G_0 + \omega_k r_{k-1} \quad k=1,2,\dots \quad (12)$$

式中, $u_{1k} + \dots + u_{kk} = 1, \omega_k \neq 0$

对于式(11),有

$$G^k - G^0 = \sum_{j=0}^{k-1} \xi_j (S^* S)^j r_0 = q_{k-1}(S^* S) r_0 \quad (13)$$

式中, $q_{k-1}(\lambda) = \xi_0 + \xi_1 \lambda + \dots + \xi_{k-1} \lambda^{k-1}$ 为 $k-1$ 次多项式,且

$$q_{k-1}(\lambda) = \sum_{j=0}^{k-1} (1-\lambda)^j = \frac{1-(1-\lambda)^k}{\lambda}$$

式(12)可表示为:

$$G_k = G_0 + q_{k-1}(S^* S) r_0 = p_k(S^* S) G_0 + q_{k-1}(S^* S) S^* C \quad (14)$$

容易验证

$$r_k = p_k(S^* S) r_0, \text{ 所以 } p_k \text{ 为余项多项式, 并满足递归公式}$$

$$p_k(\lambda) = (-\omega_k \lambda + u_{1k}) p_{k-1}(\lambda) + u_{2k} p_{k-1}(\lambda) + \dots + u_{kk} p_0(\lambda), k=1,2,\dots$$

式中, $p_0(\lambda) \equiv 1, p_k(0) = 1, k=0,1,2,\dots$ 。

为了有效地利用多项式迭代,利用式(11)前面两步的信息即 G_{k-1} 和 G_{k-2} , 构造出下面的(两步)多项式加速算法。

$$G_k = G_{k-1} + u_k (G_{k-1} - G_{k-2}) + \omega_k S^*(C - SG_{k-1}), k \geq 1 \quad (15)$$

为了获得收敛速度的估计结果,对解 G 施加光滑性条件,即设 $G = S^+ C \in \mathcal{R}((S^* S)^\nu), \nu > 0$, 即存在 $G \in N(A)^\perp$, 使得:

$$S^+ C = (S^* S)^\nu G, \|G\| \leq \Delta (\Delta \text{ 为常数}) \quad (16)$$

同时定义:

$$\omega_k(k) = \sup_{\lambda \in (0, \|A\|^{-2}] } \lambda^\nu |p_k(\lambda)|, k=1,2,\dots, \nu > 0 \quad (17)$$

则有如下的收敛性定义:

令 $S^+ C \in \mathcal{R}((S^* S)^\nu), \nu > 0$, 则迭代误差满足:

$$\|S^+ C - G_k\| \leq \omega_k(k) \Delta \quad (18)$$

注意到 $S^+ C - G_k = p_k(S^* S)(S^* S)^\nu G$, 由谱分析理论,设 $A: X \rightarrow X$ 为紧自伴算子, f 为定义在 $\sigma(A) \subset E$ 上的实值连续函数,则 $\sigma(f(A)) = f(\sigma(A))$, 则式(11)成立。为了使迭带点列逼近程度更好,应当仔细选择 $\omega_k(k)$, 取值越小越好,即查找多项式 p_k 使得:

$$\sup_{\lambda \in (0, 1]} \lambda^\nu |p_k(\lambda)| \text{ 取极小} \quad (19)$$

设 $\|A\| = 1$, 有 $p_k(\lambda) = (1 - \omega_k \lambda)^k$, 经计算有下式成立:

$$\omega_k(k) = \left(\frac{\nu}{\nu + k}\right)^\nu \left(1 - \frac{\nu}{\nu + k}\right)^{k+\nu} k^{-\nu} \leq \left(\frac{\nu}{e\nu}\right) k^{-\nu}$$

从而 $\|S^+ C - G_k\| = O(k^{-\nu}), k \rightarrow \infty$

式(8)中 μ_k, ω_k 分别取为:

$$\begin{cases} \mu_1 = 0 \\ \omega_1 = \frac{4\nu + 2}{4\nu + 1} \\ \mu_k = \frac{(k-1)(2k-3)(2k+2\nu-1)}{(k+2\nu-1)(2k+4\nu-1)(2k+2\nu-3)}, k > 1 \\ \omega_k = 4 \frac{(2k+2\nu-1)(k+\nu-1)}{(k+2\nu-1)(2k+4\nu-1)}, k > 1 \end{cases} \quad (20)$$

其中,参数 ν 的选择十分重要,过大或过小的 ν 都会使图像失真,一般凭经验选取。为了简化计算步骤,实际图像重建时采用如下的计算方法:

(1)取初值: $z_0 = 0, x_0 = 0$; 其中 z_0 由 $z_k = C - SG_k$ 决定。

(2)计算 $z_1 = \frac{4\nu + 2}{4\nu + 1} C_0, G_1 = S^* Z_1$; 其中观测值 C_0 由 $C - SG_0$ 决定。

(3)对 $k \geq 2$, 由式(15)计算 u_k, ω_k 并且计算:

$$\begin{cases} z_k = z_{k-1} + u_k (z_{k-1} - z_{k-2}) + \omega_k (C - SG_{k-1}) \\ G_k = S^* z_k \end{cases} \quad (21)$$

在实际的应用中所重建图像的空间分辨率是重要的,为此将该算法从物理意义进行修正,即在每次的迭代循环中引入 G^k 的估计值应在 0 和 1.0 之间的先验信息。为此,引入投影算子,投影算子的定义为:

$$G_i^{(k)} = \begin{cases} 0, & \text{if } G_i^{(k)} \leq 0 \\ G_i^{(k)}, & \text{if } 0 < G_i^{(k)} \leq 1 \\ 1, & G_i^{(k)} > 1 \end{cases} \quad (22)$$

式中, $G_i^{(k)}$ 表示列向量 G 的第 k 次迭代的第 i 个分量。

实践表明,经过施加投影算子引入了物理意义上的约束,使得解的物理内涵更为明确,在一定程度上能够提高重建图像的质量和重建速度。

5 仿真与实验结果

为了验证算法的有效性,采用 12 电极系统进行了仿真试验。成像时将管道截面用 32×32 网格划分成 1024 个像素,在管道横截面的有效区域共 856 个成像单元。对典型流型:层流、核心流、泡状流进行了预设置实验,成像时采用了统计滤波阈值。采用数值仿真方法对本文所阐述的算法(Algorithm Accelerated based on the Polynomials, 简称 AAP)进行图像重建,并同线性反投影法(LBP)和 Landweber 迭代法的图像重建质量进行比较,仿真计算在 MATLAB,PIV 3.0G CPU,512M 内存的计算机上进行。

图像重建速度用迭代次数 N 表示, N 越大则重建时间越长,说明速度越慢。由于 LBP 法属单步处理,因此 $N=0$, 迭代法的迭代步数 N 的选取通过数值实验确定。由于计算式(18)很麻烦,在实验时通常的做法是迭代误差满足:

$$\|SG_k - C\| < \xi \quad (22)$$

就停止迭代。由于本文 AAP 算法的收敛速度较快,经大量试算,通常选取十几步(简单模型)到几十步(复杂模型)的迭代就可获得较好的成像质量,在分析重建图像的质量时,选用空间图像误差作为图像质量评价指标,其定义如下:

$$\epsilon = \frac{\sum_{i=1}^n |g_{i(img)} - g_{i(imit)}|}{\sum_{i=1}^n g_{i(imit)}} \quad (23)$$

式中, g_{img} 为重建图像向量; g_{imit} 为介质分布原型图像向量; i 为成像区域剖分单元索引; n 为成像区域单元总数。实验结果如表 1 所列(黑色区域是水,白色区域是变压器油)。

表 1 是预设仿真原流型、LBP、Landweber 和多项式加速成像结果的比较。从成像的结果可知,对于核心流和层流, LBP 算法大体接近原流型,而 Landweber 和 AAP 则十分接近原流型。对于其它成像原流型,看出 AAP 算法(步长参数 $\nu=1$)的图像效果相对要好,最接近原始流型,且可以减少图像重建时的模糊效应,区分多个物体。而 LBP 法成像结果与

原型相比,位置上有较大的误差,有的出现较大的失真。表2是重建图像的误差比较,结合表1可以看出,LBP误差最大,AAP略小于Landweber算法。从表3可看出,对于核心流OAP和Landweber都迭代14步,而其它流型,AAP迭代步数略少与Landweber法。从以上分析可以看出,使用基于多项式加速的图像重建算法,其成像的精度明显高于LBP算法,略高于Landweber算法。

表1 多项式加速成像结果的比较

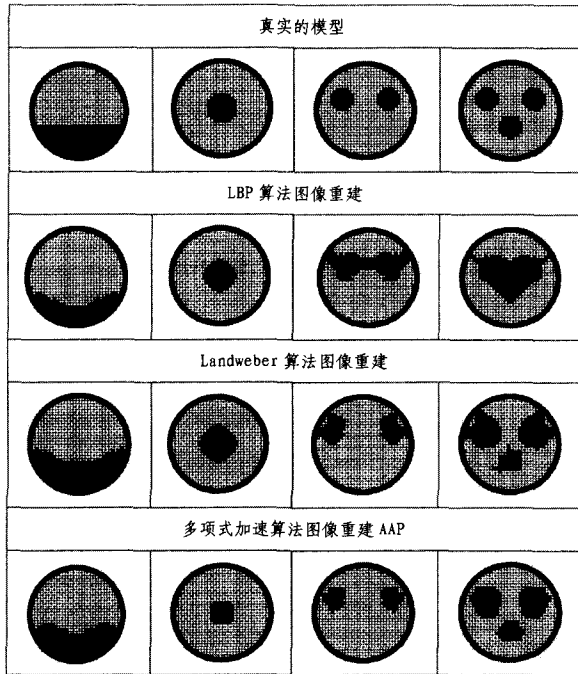


表2 图像误差(%)

原型	(1. a)	(1. b)	(1. c)	(1. d)
LBP	40.32	74.61	98.07	98.71
Landweber	27.22	30.76	67.34	84.61
AAP	15.38	15.38	58.31	61.68

表3 迭代步数(次)

原型	(a)	(b)	(c)	(d)
LBP	0	0	0	0
Landweber	21	14	12	19
AAP	17	14	10	15

结束语 通过对ERT系统敏感场的分析和研究,敏感场是分布受到场内媒质分布的影响,敏感场与物场的相互作用为非线性,呈现出软场特性;离散相介质的存在,不仅对其自身和邻近区域较大的影响,而且对激励电极和测量电极邻近区域敏感场的影响也很大,但对管道中心区域的敏感场影响则比较小;离散介质所占区域大小不同,对敏感场分布的影响也不同。上述规律为进一步了解ERT的软场特性,从而为最大化地减少软场特性对图像重建的影响提供了有益的借鉴。通过利用本文提出的多项式加速的正则化迭代法(AAP),算法每次迭代不仅要利用上一步的信息,而且要充分利用前面各步所得到的信息,且该算法程序具有编制简单、所需要存储量小、具有成像精度高、易于满足收敛条件等优点。数值实验表明该算法的图像重建质量远远好于LBP算法,好于Landweber算法,成像速度比Landweber快,重建的图像更接近原型,从而为ERT图像重建提供了一个新的有效方法。

参考文献

- [1] 李海清,黄志尧. 特种检测技术及应用[M]. 杭州:浙江大学出版社,2000
- [2] 魏颖,王师,杨钢,等. 基于电阻层析成像技术的两相流检测的仿真[J]. 东北大学学报,2000,21(5):494-497
- [3] Dickin F, Wang M. Electrical Resistance Tomography for Process Application [J]. Meas. Sci. Technol., 1996,7(3):247-260
- [4] Murai T, Kagawa Y. Electrical impedance computed tomography based on a finite element model [J]. IEEE Trans on Bio Eng, 1985,32(3):177-184
- [5] Stanley S J, Bolton G T. A Review of Recent Electrical Resistance Tomography Applications for Wet Particulate Processing [J]. Particle and Particle Systems Characterization, 2008, 25(3):207-215
- [6] Wang M, Vlaev D, Mann R. Measurements of gas-liquid mixing in a stirred vessel using electrical resistance tomography [J]. Chemical Engineering Journal, 2000,77(1):93-98
- [7] 陈德运,陈宇,王莉莉,等. 基于改进 Gauss-Newton 的电容层析成像图像重建算法[J]. 电子学报,2009,37(4):739-743

(上接第252页)

由表1、图1、图2可以看出基于混沌神经网络的分类算法(CNN算法)在运行时间的开销上均少于其他3种分类算法,在识别率上均高于其他3种分类算法。

结束语 本文从混沌神经网络具有很强的全局搜索能力和寻优能力出发,设计了基于混沌神经网络的分类算法,并用实验仿真证明了其有效性。可以看出,基于混沌神经网络的分类算法的分类精度高于传统的神经网络算法改进BP算法、LM算法和决策树算法。基于混沌神经网络的分类算法由于在应用进化策略时所表示的多个相同的结构的混沌神经网络模型,因此具有一定的局限性。

参考文献

- [1] Friedman N, Geiger D, Goldszmidt M. Bayesian network classifiers[J]. Machine Learning, 1997,29(2/3):131-163
- [2] Quinlan J R. C 4. 5: Programs for Machine Learning[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1993:1-25
- [3] Arulampalam G, Bouzerdoum A. A generalized feedforward neural network architecture for classification and regression [J]. Neural Networks, 2003,16(5/6):561-568
- [4] Wang J G, Shang L, Chen S F, et al. Application of fuzzy classification by evolutionary neural network in incipient fault detection of power transformer[C]// Wunsch D, et al., eds. Proc. of the Int'l Joint Conf. on Neural Networks, IJCNN 2004. New York: IEEE Press, 2004:2279-2283
- [5] 王凌,郑大钟,李清生. 混沌优化方法的研究进展[J]. 计算技术与自动化,2001(1):1-5
- [6] Potapove A, Kali M. Robust chaos in neural networks [J]. Physics Letters A, 2000,277(6):310-322
- [7] 周成容. BP神经网络的模糊改进及应用[J]. 重庆工学院学报:自然科学版,2008,22(6):153-156