

基于电容层析成像多相流检测的动态重建算法研究

王泽璞¹, 吴迪¹, 刘岩¹, 贾兆鹏²

(1. 华北电力大学能源动力与机械工程学院, 北京 102206;

2. 西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710032)

摘要: 为了提高 ECT 图像重建质量, 提高 ECT 在线监测的精确性, 提出了一种广义动态图像重建算法 (DR), 集合了 ECT 测量信息和流动对象的物理演变信息。该算法同时考虑被测对象的空间约束、时间约束以及动态变化信息的目标功能。动态实验研究表明, 该算法成功解决 ECT 逆问题, 有效突破了 ECT 图像重建的数值不稳定性, 其成像质量明显好于一般的静态图像重建算法。

关键词: 电容层析成像技术; 两相流; 动态重建算法; 介电常数

中图分类号: TB937

文献标志码: A

文章编号: 0253-4320(2013)03-0106-04

Research on dynamic reconstruction algorithm based on electrical capacitance tomography in multiphase flow detection

WANG Ze-pu¹, WU Di¹, LIU Yan¹, JIA Zhao-peng²

(1. Department of Energy and Power Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710032, China)

Abstract: In order to improve reconstruction image quality of electrical capacitance tomography (ECT) and enhance the accuracy of ECT on-line monitor, a new generalized dynamic image reconstruction algorithm (DR) is proposed, which integrates ECT monitoring information and physical evolution information of flow fluid. This algorithm calculation process considers both the space constrains and time constrains of the flow fluid and the objective function of dynamic changing information. The results show that the algorithm calculation process not only resolves ECT inverse problem successfully, but also effectively breaks through numerical instability of ECT reconstruction results, which makes the image quality better than usual static reconstruction algorithm results.

Key words: electrical capacitance tomography (ECT); two-phase flow; dynamic reconstruction algorithm; permittivity

如今, 两相流系统被广泛应用于电力、化工、石油等行业。特别地, 高密度循环流化床系统有高效传热传质的优势, 在化工领域应用较多^[1-2]。实时监测两相流系统内的流动特性可保证系统可靠、经济、环保、节能和高效运行。测量气固两相流流体横截面上固相介质分布的技术有电容法、电磁法、核磁共振法和超声波法等。然而这些方法在实际操作上都存在一定的缺陷, 无法准确实时地反映气固两相流内的流动^[3]。电容层析成像技术 (ECT) 是近年来发展较快的一种多相流流动的在线检测技术, 其有成本低、快速采集、非侵入式、无放射性等特点, 在多相流检测领域被流行运用。电容层析成像技术实质是通过采集包围在流动管道周围传感器中不同电极对间的电容值, 运用一定的图像重建算法, 重构出被测管道内横截面上的各相介质分布特性图。

ECT 技术的关键是图像重建过程, 图像重建主

要依赖于选取的图像重建算法。图像重建算法的精度和速度直接决定 ECT 逆问题的结果。图像重建算法一般被分为静态图像重建算法和动态图像重建算法。现在较常用的图像重建算法属于静态图像重建算法, 有线性反投影算法 (LBP)^[4]、Tikhonov 正则法^[5]、Landweber 迭代法^[6-8]、遗传算法^[9]等。以上算法的共性是, 在重构过程中只参照 ECT 测量采集数据, 忽略了流动具有实时流动变化性。而且 ECT 图像重建问题是一个病态问题, 因此重建图像质量不高。动态算法粒子滤波算法 (PF)^[10] 和卡尔曼滤波法 (KF)^[11] 也被用于 ECT 图像重建。但是, 现存的算法都没有同时集合被测对象的空间约束、时间约束和流动动态演化信息。因此, 本文提出了一种广义动态图像重建算法。该算法同时集合 ECT 测量信息和被测对象的动态演化信息, 其目标函数同时考虑被测对象的空间约束、时间约束和动态演化

信息。动态数值实验表明该算法的可行性,图像重建质量明显好于静态算法。

1 动态图像重建算法

ECT测量系统通过电容传感器阵列获取被测物场分布情况的投影信息,测量数据采集系统在线收集测量信息,信息经过滤波、变换和放大后通过接口传给计算机,通过一定的图像重建算法反推出测量区域场内的两相流介电常数的分布,展现出测量区域内的物质分布图。一般的,ECT测量电容矩阵与被测物场的介电常数分布矩阵之间的关系是:

$$C = SG \quad (1)$$

式中, C 为测量电容矩阵,常用 $i \times 1$ 维数组表示,其中 i 与电极阵列中的电极数量有关; G 为被测物场中介电常数分布矩阵,常用 $j \times 1$ 维数组表示,其中 j 与成像像素有关; S 则为敏感系数矩阵,表示电容与介电常数之间的敏感程度,常用 $i \times j$ 维数组表示^[2]。

基于ECT成像基本公式原理,本文提出的广义动态图像重建算法的模型是:

$$G_{k+1} = f(G_k, v_k) \quad (2)$$

$$y_k = h(G_k, n_k) \quad (3)$$

式中, G_k 是 k 时刻的未知量; $f(\cdot)$ 描述管道内介质的流动特性,可用一组多相流测量的偏微分方程组表示; $h(\cdot)$ 是测量方程; y_k 表示 k 时刻测量的电容数据; v_k 表示介质流动过程的不确定性,由于理论模型的简化突显其在实际应用操作中的重要性,并且实际的初始条件和边界条件很难获取; n_k 用来描述实际测量过程中的不确定性;下标 k 表示时间指数。

实际应用中,可把方程(2)和(3)线性简化为

$$G_{k+1} = F_k G_k + v_k \quad (4)$$

$$y_k = H_k G_k + n_k \quad (5)$$

式中, F_k 表示 k 时刻的演化算子; H_k 表示测量算子,在ECT图形重建过程中可称为敏感场矩阵。

假设 $F_k = I$, I 是单位矩阵,则方程(4)可看作纯随机性演变模型,此模型被经常应用于无法确定更好的时空模型的情况^[12]。理想情况下,非线性动态模型可以被融合到静态转换算子 F_k 中。

由于直接求解方程(4)和(5)存在很大难度,因此考虑把求解方程(4)和(5)转化为优化问题。依据Tikhonov正则化理论和优化理论知识,优化问题可表示为:

$$\min_{G_{klk}} J = \|H_k G_{klk} - y_k\|^2 + \alpha_1 \Omega_1(G_{klk}) + \alpha \|G_{klk} - F_k G_{k-1k-1}\|^2 \quad (6)$$

式中, $\alpha > 0$ 和 $\alpha_1 > 0$ 是正则化参数, $\|\cdot\|$ 是2-范数,实际上, $\Omega_1(G_{klk})$ 可认为是由Tikhonov正则化法确定的空间约束函数。

方程(6)只考虑了被测管道内的空间约束,未考虑时间约束。然而ECT的被测对象具有实时流动性,不同时刻对应的重建图像之间具有明显的相关性。因此,若在图像重建过程中把这些信息考虑进去,则可提高算法的图像重建质量。若方程(6)中加入时间约束,可变为:

$$\min_{G_{klk}} J = \|H_k G_{klk} - y_k\|^2 + \alpha_1 \Omega_1(G_{klk}) + \alpha_2 \Omega_2(G_{klk} - G_{k-1k-1}) + \alpha \|G_{klk} - F_k G_{k-1k-1}\|^2 \quad (7)$$

式中, $\alpha_2 > 0$ 是正则化参数, $\Omega_2(G_{klk} - G_{k-1k-1})$ 表示时间约束函数。

方程(7)提出了确定实际应用中至关重要的高效空间稳定函数,本文中的空间稳定函数表示为:

$$\Omega_1(G_{klk}) = \|W_1 G_{klk}\|^2 \quad (8)$$

式中, W_1 表示预确定矩阵。

另外,方程(7)显示了高效的时间约束函数在ECT应用中的重要性。依据文献[13],时间约束函数可表示为:

$$\Omega_2(G_{klk} - G_{k-1k-1}) = \|W_2(G_{klk} - G_{k-1k-1})\|^2 \quad (9)$$

式中, W_2 是预确定矩阵。

由上所述,获得ECT重建图像的广义函数可表示为:

$$\min_{G_{klk}} J = \|H_k G_{klk} - y_k\|^2 + \alpha_1 \|W_1 G_{klk}\|^2 + \alpha \|G_{klk} - F_k G_{k-1k-1}\|^2 + \alpha_2 \|W_2(G_{klk} - G_{k-1k-1})\|^2 \quad (10)$$

方程(10)是依据线性演化方程和测量方程获得的,若想描述非线性情况,方程(10)需变为:

$$\min_{G_{klk}} J = \|y_k - h(G_k, n_k)\|^2 + \alpha_1 \|W_1 G_{klk}\|^2 + \alpha \|G_{k+1} - f(G_k, v_k)\|^2 + \alpha_2 \|W_2(G_{klk} - G_{k-1k-1})\|^2 \quad (11)$$

本文动态图像重建算法的计算过程同时结合了随机演化模型和线性测量方程,因此方程(10)可简化为:

$$\min_{G_{klk}} J = \|H_k G_{klk} - y_k\|^2 + \alpha_1 \|W_1 G_{klk}\|^2 + \alpha \|G_{klk} - G_{k-1k-1}\|^2 + \alpha_2 \|W_2(G_{klk} - G_{k-1k-1})\|^2 \quad (12)$$

方程(12)描述的是不确定性的优化问题。依据优化理论,方程(12)的结果可表示为:

$$G_{klk} = (H_k^T H_k + \alpha I + \alpha_1 W_1^T W_1 + \alpha_2 W_2^T W_2)^{-1} \cdot (H_k^T y_k + \alpha G_{k-1k-1} + \alpha_2 W_2^T W_2 G_{k-1k-1}) \quad (13)$$

式中, I 是单位矩阵。

在 ECT 的实际测量应用中, H_k 是一个常数矩阵, W_1 和 W_2 矩阵可预先确定, 这样即可先求解出 $(H_k^T H_k + \alpha I + \alpha_1 W_1^T W_1 + \alpha_2 W_2^T W_2)^{-1}$ 。这种算法的计算较简单, 计算成本较低, 易于实际应用。特别地, 当 $\alpha = 0, \alpha_2 = 0$ 和 W_1 是单一矩阵, 方程(13)等价于标准 Tikhonov 正则化法的解。明显地, 标准 Tikhonov 正则化法是方程(13)的特殊情况。

特别地, 方程(12)和(13)中的正则参数的选取直接影响重建结果, 但是对于具体的情况选择合适的正则化参数很难, 往往凭经验确定^[14]。而且方程(12)和(13)对静态和动态重建过程都适用。

2 动态数值试验

前面详细描述了广义动态图像重建算法的求解思想, 以下运用动态数值实验展现该算法对 ECT 重建图像质量的效果, 并和 LBP 算法、标准 Tikhonov 正则法、Landweber 预迭代法的图像重建质量做比较。

2.1 无噪音信息

实验选用 ECT 系统的传感器是 12 电极的方形管道传感器, 方形管道的每一边有 3 个电极, 图像重建的区域是 80 mm × 80 mm, 其图像显示像素是 32 × 32。选取 3 种典型的两相流泡状流各相介质分布特性为图像重建的实际对象。图 1 显示了 3 种典型泡状流的介质分布细节。其中, 黑色部分代表高介电常数的物质, 其介电常数为 2.6, 白色部分表示低介电常数的物质, 具体数值是 1.0。图 1(a) 中的 2 个小圆柱直径是 20 mm, 介电常数是 2.6, 重构区域内的其余部分介电常数值 1.0; 图 1(b) 的单个小圆柱直径是 30 mm, 表示介电常数值为 2.6 的物质, 剩余重建区域内是介电常数值为 1.0 的介质; 图 1(c) 中 4 个小圆柱的直径都是 20 mm, 代表的物质介电常数为 2.6, 其余重建区域内物质的介电常数值是 1.0。

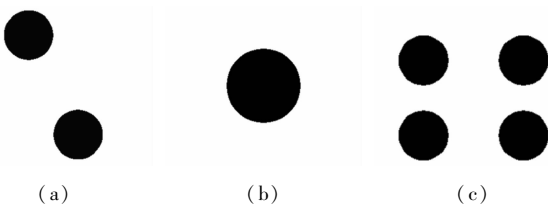


图 1 原始实物图像

标准 Tikhonov 正则法的参数选择列入表 1, 正则化参数设为 0.0003, Landweber 预迭代法的初值由标准 Tikhonov 正则法计算提供。广义动态图像

重建算法中, 设定 $\alpha = 0, \alpha_2 = 0, \alpha_1 = 0.008, W_1 = \text{diag}(1/(|G_n^0|^3 + \varepsilon), \dots, 1/(|G_n^0|^3 + \varepsilon))$, 如果 $\varepsilon = 10^{-10}$, 则 G^0 即是标准 Tikhonov 正则法的解。图 2 ~ 图 5 分别显示了由 LBP 算法、标准 Tikhonov 正则法、Landweber 预迭代法和广义动态图像重建法重建的图像质量, 而且详细的图像重建误差展现于表 2。

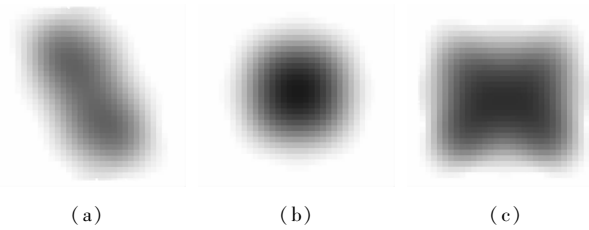


图 2 LBP 算法重建图像

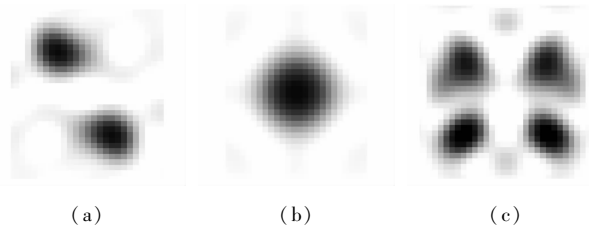


图 3 标准 Tikhonov 正则法重建图像

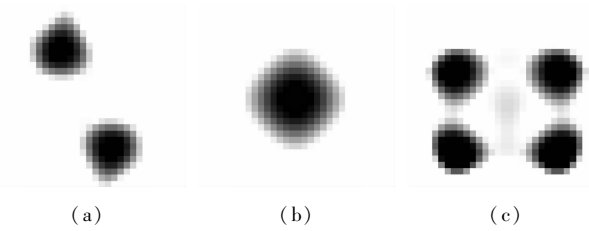


图 4 Landweber 预迭代法重建图像

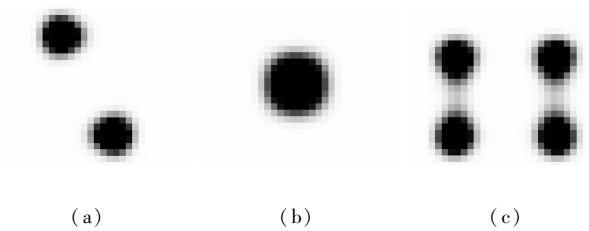


图 5 广义动态图像重建算法的重建图像

表 1 Landweber 预迭代法的设定参数值

算法参数	图 1(a)	图 1(b)	图 1(c)
松弛因子	1	1	1
迭代步数	550	111	405

图 2 ~ 图 4 分别显示了由 LBP 算法、标准 Tikhonov 正则法、Landweber 预迭代法重建的图像质

量。这些算法都能成功重建被测对象,但是其重建质量不能精确地反映被测对象特性。总体而言, Landweber 迭代代法的图像重建质量结果相对好于 LBP 算法和标准 Tikhonov 正则法的结果。

由展现了广义动态图像重建算法重构的图像显示于图 5,其成像质量明显提高,空间辨析率增加,清晰反演出被测对象的分布。这样即可给 ECT 逆问题的解决提供一个有利方法。表 2 中的误差数据再次验证说明了广义动态图像重建算法对 ECT 逆问题的可行性。

表 2 图像偏差 %

算法名称	图 1(a)	图 1(b)	图 1(c)
LBP	31.32	24.84	43.21
STR	20.06	18.08	25.55
PLI	15.91	15.22	18.84
DR	9.72	11.61	14.14

2.2 含噪音信息

实际中,ECT 检测采集的信号中伴有噪音杂质信息。若想提高 ECT 在线检测的精确性,图像重建过程需去除噪音对重建结果的影响。前面验证了广义动态算法对无噪音信号的处理结果,以下部分主要用广义动态算法对含噪音采集信号的处理重构结果及有效性。选取含有不同等级噪音信号的电容数据为研究对象。广义动态算法运行选用的参数和 2.1 中的一样。图 6 ~ 图 8 分别展现了由广义动态算法重构的图像,其原信息含有的噪音等级分别是 3%、8% 和 15%。结果显示,广义动态算法能处理噪音信息对数据的影响,成功显现被测对象的重构图。表 3 中显示了各种情况下的图像重建误差。实际 ECT 采集到的电容数据都包含有噪音信息,因此

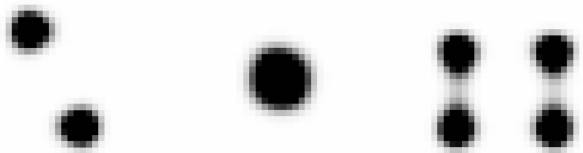


图 6 含噪音 3% 数据的广义动态算法重建图像

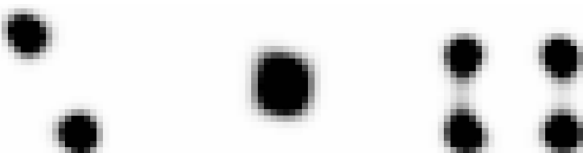


图 7 含噪音 8% 数据的广义动态算法重建图像

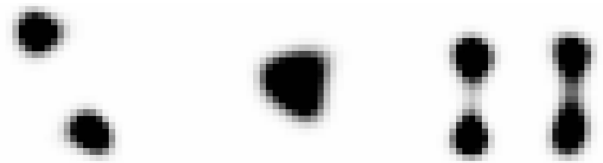


图 8 含噪音 15% 数据的广义动态算法重建图像

表 3 不同含噪音等级的数据重建图像的偏差值 %

噪音等级	图 1(a)	图 1(b)	图 1(c)
3%	9.81	11.67	14.20
8%	9.99	12.97	14.77
15%	11.16	13.00	19.55

广义动态算法对 ECT 的实际应用具有非常重要的作用。

3 结语

近年来,电容层析成像技术在两相流领域被广泛应用,可在线检测气固两相流的流动特性、气液两相流的物质分布等。该技术具有成本低廉、快速采集、非侵入性等优势,然而其明显的缺陷是 ECT 逆问题的病态性。为了找寻最优的图像重建算法,使得 ECT 可更加精确地反演被测对象的物质分布信息,本文提出广义动态图像重建算法。图像重建过程中依据 ECT 测量采集信息的基础上,集合了被测对象的空间约束、时间约束和物理动态演变信息,获得最终的重建图像。动态数值试验表明,该算法的重建图像质量明显好于一般的静态图像重建算法,并可提供一个稳定数值解,为 ECT 图像重建提供了一种可行性极高的有效方法。

参考文献

- [1] Harris A T, Davidson J F, Thorpe R B. The prediction of particle cluster properties in the near wall region of a vertical riser[J]. Powder Technol, 2002, 127(2): 128 - 143.
- [2] Brennen C E. Fundamentals of Multiphase Flow[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [3] Zheng Y, Liu Q. Review of techniques for the mass flow rate measurement of pneumatically conveyed solids[J]. Measurement, 2011, 44(4): 589 - 604.
- [4] Xie C G, Huang S M, Hoyle B S, et al. Electrical capacitance for flow imaging: System model for development of image reconstruction algorithms and design of primary sensors[J]. IEE Proc G Electron Circ Syst, 1992, 139(1): 89 - 98.
- [5] Tikhonov A N, Arsenin V Y. Solution of Ill-Posed Problems[M]. New York: V H Winston & Sons, 1977.

2 关键路线求解

结合工程建设中各个作业实际工期与费用之间的关系,增加了工序作业时间、最短作业时间,以及同种作业不同工期下的费用,并对具体值进行设定。具体设定值(各工序费用为假设值)如图2表格中的内容所示。

Table with 10 columns: A, B, C, D, E, F, G, H, I, J. Rows represent tasks with columns for duration, cost, and dependencies.

图2 各种作业之间的相互关系表

结合工作计划网络图,求解每个作业开始的时刻与结束的时刻。每一个工序开始的时刻为其紧前工序结束的时刻。如D工序的紧前工序为B,那么它开始时刻应该为B结束时刻。对于有多个紧前工序的作业,其开始时刻为其多个紧前工序都结束的时刻,如G工序开始时刻为max(J7, J8, J9)。每一个工序结束时刻为开始时刻与该项作业实际用的时间之和,减去缩短的时间。整个工程最后的工期等于所有工序最后结束的时间。最后的求解结果如

图3所示。从最后Excel求解的结果可以看出总工期为286天,结合作业开始时刻和作业结束时刻,反推可以得到整个工程建设的关键路线:A→B→I→J→K→S→T。在施工过程中,就能抓住主要施工工序,确保工程按期完成。

Table with 10 columns: A, B, C, D, E, F, G, H, I, J. Rows represent tasks with columns for duration, cost, and dependencies.

图3 关键路线与总工期

3 最短工期的规划求解

由于每项作业都会存在一个最短工期,工期的缩短会造成费用的增加。有些作业工序的缩短并不影响整个工程的工期,当实际情况必须要缩短工期时,必须确定缩短哪些作业工期。利用Excel规划求解工具,设定目标单元,以及约束条件,进行多次反复迭代求解,得出最短的工期为255d。规划求解参数设置如图4所示,最短结果如图5所示,最短工期下的费用为作业费用与缩短工期增加的那部分费用之和。

(上接第109页)

[6] Landweber L. An iteration formula for fredholm integral equations of the first kind[J]. Am J Math, 1951, 73(3): 615 - 624.
[7] Yang W Q, Spink D M, York T A, et al. An image reconstruction algorithm based on Landweber's iteration method for electrical capacitance tomography [J]. Meas Sci Technol, 1999, 10(11): 1065 - 1069.
[8] Jang J D, Lee S H, Kim K Y, et al. Modified iterative Landweber method in electrical capacitance tomography[J]. Meas Sci Technol, 2006, 17(7): 1909 - 1917.
[9] Mou C H, Peng L H, Yao D Y, et al. Image reconstruction using a genetic algorithm for electrical capacitance tomography[J]. Tsinghua Sci. Technol, 2005, 10(5): 587 - 592.
[10] Watenzig D, Brandner M, Steiner G. A particle filter approach for

tomographic imaging based on different state-space representations [J]. Meas Sci Technol, 2007, 18(1): 30 - 40.
[11] Soleimani M, Vauhkonen M, Yang W Q, et al. Dynamic imaging in electrical capacitance tomography and electromagnetic induction tomography using a Kalman filter[J]. Meas Sci Technol, 2007, 18(11): 3287 - 3294.
[12] Butala M D, Hewett R J, Frazin R A, et al. Dynamic three-dimensional tomography of the solar corona[J]. Sol Phys, 2010, 262(2): 495 - 509.
[13] Yang W Q, Peng L H. Image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography[J]. Meas Sci Technol, 2003, 14(1): L1 - L13.
[14] Schmitt U, Louis A K. Efficient algorithms for the regularization of dynamic inverse problems: I. Theory[J]. Inverse Probl, 2002, 18(3): 645 - 658. ■