

基于广义矢量模式匹配的静电层析成像新方法^①王 娜^{②***} 刘永红^{***} 郑德忠^{***} 崔法毅^{***} 孙海艳^{***}

(*燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

(**河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

(***河北省建材职业技术学院信息机电系 秦皇岛 066004)

摘 要 在分析静电层析成像原理及其正、逆问题的基础上,针对静电层析成像系统传感器获得的独立电荷测量数据少的问题,提出了基于广义矢量模式匹配的图像重建算法。该算法作为一种迭代算法,是基于输入向量与解向量之间的夹角为最小的目标准则,在迭代过程中无需设置任何经验值就能稳定地重建图像。Mathematica 仿真结果表明,广义矢量模式匹配算法与线性反投影(LBP)算法和迭代 Tikhonov 正则化(ITR)算法相比,在图像误差和图像相关量参数方面均较为优越。

关键词 气固两相流,传感器阵列,静电层析成像(EST),广义矢量模式匹配(GVSPM)

0 引 言

电学层析成像技术是近年发展起来的一种新型检测技术,该技术在两相流参数测量上有很大的发展潜力和广阔的应用前景^[1,2]。静电法是一种新兴的两相流测量方法,静电传感器对处于气力输送管道中各个位置的固体颗粒具有较高的敏感度,适合于在稀相及浓相等各种条件下进行测试,具有非接触、响应快、便于安装、适合恶劣工业气力输送现场环境等优点,在两相流检测中已经得到了广泛的应用^[3-5]。伴随着静电传感技术的发展,静电层析成像(electrostatic tomography, EST)技术应运而生。这是一种利用静电传感器阵列采集到的信息对管道内两相流分布进行图像重建的新技术,目前对这一技术的研究还处于初始阶段,主要研究成果有:Green 等人开发的一套用于重力输送的离子浓度的静电层析成像(EST)系统,其重建算法为线性反投影(linear back projection, LBP)算法^[6];Machida M 等人设计的电荷分布重建系统^[7];陈爱华等人设计的流化床内气泡周围的电荷分布重建系统^[8]。由于静电传感器获得的独立电荷测量值较少成为影响 EST 技术发展的关键问题,文献[9]将 EST 与电容层析成像相结合,将电容层析成像重建得到的介质分布

结果作为先验知识,提高了 EST 的图像重建精度。文献[10]提出了迭代 Tikhonov 正则化(iterated Tikhonov regularization, ITR)修正的电荷层析成像算法,得到了较好的图像分辨力。

本文针对 EST 数据量少的缺陷,将广义矢量模式匹配(generalized vector sample pattern matching, GVSPM)算法应用于 EST 的图像重建中,设计了 12 极片的静电传感器阵列,同时给出了该算法与非迭代 LBP 算法和迭代 Tikhonov 正则化(ITR)算法的比较,对该算法的效果进行了验证。

1 静电层析成像的基本原理

静电层析成像(EST)系统由三部分组成:静电传感器阵列、测量及数据采集装置和成像计算机,如图 1 所示。

对均匀安装在管道外壁的静电电极分别施加激励电压,对于一个 N 电极静电传感器阵列,共有 N 个独立的测量值,这些测量值反映了每个极片上感应的电荷值。根据电学原理,静电传感器每个极片表面上的感应电荷可表示为

$$Q_i = \iint_D G(x, y) S_i(x, y) dx dy \quad (1)$$

① 国家自然科学基金(61007005),河北省科学技术研究与发展计划(11213586),秦皇岛市科学技术研究与发展计划(201001A087, 2012021A004),高等学校博士学科点专项科研基金(20111333120009)和燕山大学博士基金(B628)资助项目。

② 女,1977 年生,博士;研究方向:信号处理,两相流参数测量;联系人,E-mail: wangnassh0335@163.com
(收稿日期:2013-12-16)

式中 Q_i 为电极 i 的感应电荷值, G 为管道截面上的电荷分布, D 表示管道截面, $S_i(x, y)$ 为电极 i 在点 (x, y) 的灵敏度, 其求解方法可参考文献[11]。层析成像包含正问题建模和逆问题求解两部分。将式(1)表示成矩阵形式, 即得到正问题的建模模型

$$Q = SG \quad (2)$$

$Q \in R^n$ 为极片感应电荷矩阵; $G \in R^m$ 维电荷分布矩阵, 在图像重建中为图像灰度值; $S \in R^{n \times m}$ 为静电传感器阵列的灵敏度矩阵。

静电层析成像的逆问题是在得到电极感应电荷的条件下, 求解式(2)中的电荷分布 G , 从而实现管道内空间电荷分布的图像重建。

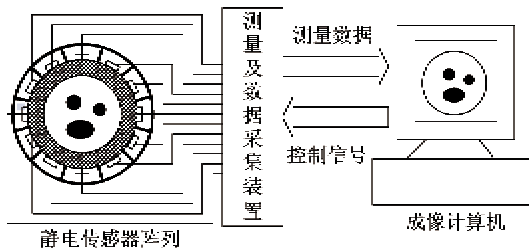


图1 静电层析成像系统

2 图像重建算法

如前所述, 静电层析成像技术的图像重建过程就是根据式(2)求解电荷分布 G 的过程, 这是一个典型的不适定方程, 正是由于不适定问题的存在, 选择合适的图像重建算法对于静电层析成像系统显得尤为重要。

目前用于图像重建的方法主要分为非迭代算法和迭代算法两大类。非迭代算法包括线性反投影(LBP)算法、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)法和 Tikhonov 正则化(TR)方法等。这类方法结构简单, 重建速度快, 但成像质量较差, 一般作为定性分析用于在线测量, 无法提供更准确的量化信息。迭代类算法包括 Landweber 迭代法、迭代 Tikhonov 正则化(ITR)算法、Newton-Raghsan 算法等。这类算法可有效地改善求解方程的不适定问题, 提高图像重建质量^[12]。然而, 这些常规的迭代方法存在一些弊端, 比如重建图像的质量取决于一些经验值的合理设置以及可能出现的多次迭代却无法保证收敛等问题。

本文采用 Saito 等人^[13]提出的广义矢量模式匹配(GVSPM)算法, 有效地克服了常规迭代算法存在的弊端。该算法是基于输入向量与解向量之间的夹角为最小的目标准则。

2.1 GVSPM 算法的目标函数

GVSPM 算法也是一种通过迭代来求解线性方程组的方法, 但它与其他迭代算法的主要不同点在于其迭代解中包含目标函数, 因此该算法在迭代过程中无需设置任何经验值就能稳定地重建图像。根据式(2), 感应电荷矩阵 Q 也可以表示为

$$Q = SG = \sum_{i=1}^m (S_i G_i) \quad (3)$$

将式(3)用范数进行归一化, 有:

$$\frac{Q}{\|Q\|} = \sum_{i=1}^m \left(\frac{S_i}{\|S_i\|} \frac{G_i}{\|Q\| / \|S_i\|} \right) \quad (4)$$

记为

$$\tilde{Q} = \sum_{i=1}^m (\tilde{S}_i \tilde{G}_i) = \tilde{S} \tilde{G} \quad (5)$$

式中上标“ $\sim$ ”表示用范数进行归一化, $\|\cdot\|$ 表示 2 范数。

用第 k 次迭代的电荷值 $\tilde{Q}^{(k)}$ 与实验所得初始电荷值 $\tilde{Q}^{(0)}$ 的内积表示为目标函数 $f(G^{(k)})$:

$$f(G^{(k)}) = \tilde{Q}^{(0)} \tilde{Q}^{(k)} = \cos\theta \rightarrow 1.0 \quad (6)$$

式中 θ 为初始电荷值 $\tilde{Q}^{(0)}$ 与第 k 次迭代的电荷值 $\tilde{Q}^{(k)}$ 之间的夹角, 即输入向量与解向量之间的夹角。当 $f(G^{(k)})$ 趋近于 1.0 时, $\tilde{G}^{(k)}$ 即为所求的介电常数分布。

2.2 GVSPM 算法的迭代解

k 次迭代解 $\tilde{G}^{(k)}$ 与 $(k-1)$ 次迭代解 $\tilde{G}^{(k-1)}$ 的关系为

$$\begin{aligned} \tilde{G}^{(k)} &= \tilde{G}^{(k-1)} + \tilde{S}^T \Delta \tilde{Q}^{(k-1)} \\ &= \tilde{G}^{(k-1)} + \tilde{S}^T \left(\tilde{Q}^{(0)} - \frac{\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}}{\|\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}\|} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

由于 $\tilde{Q}^{(k)} = \frac{\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}}{\|\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}\|}$, 则

$$1.0 - f(G^{(k)}) = 1.0 - \tilde{Q}^{(0)} \left[\frac{\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}}{\|\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}\|} \right]^T \rightarrow 0.0 \quad (8)$$

式(8)可以简化为

$$\tilde{Q}^{(0)} - \frac{\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}}{\|\tilde{S} \tilde{G}^{(k-1)}\|} \rightarrow \mathbf{0} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{0}$ 是一个 $1 \times n$ 的零向量。式(9)的左边与式(7)的迭代解中的 $\Delta \tilde{Q}^{(k-1)}$ 完全相同, 可见式(7)的迭代解中包含有目标函数。式(6)可无限趋于 1.0, 实际应用时可以设定一个阈值来控制它的收敛程度^[8], 本文设定阈值为 0.98。

3 实验结果及分析

为了验证广义模式匹配算法在静电层析成像的

图像重建中的有效性与优越性,本文针对气固两相流的三种模拟颗粒分布图像,采用 Mathematica 数值仿真方法进行了图像重建,图 2 为静态仿真实物图。仿真计算在 E5200&2.5G CPU,2G 内存的计算机上进行。

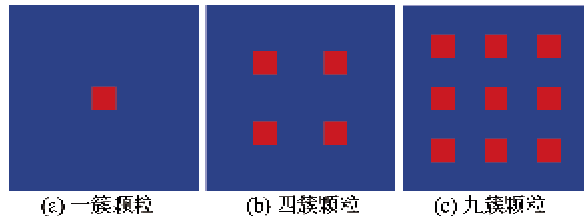


图 2 模拟图像类型

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。分别采用 LBP 算法、迭代 Tikhonov 正则化算法 (ITR) 和 GVSPM 算法进行图像重建,并比较各种算法的图像重建质量。

提供迭代 Tikhonov 正则化算法以作为参考:

$$G^{*(k)} = G^{*(k-1)} - (\alpha S^T S + \gamma I)^{-1} S^T (S^T G^{*(k-1)} - Q^{*(0)}) \quad (10)$$

其中, * 代表共轭, α 和 γ 为 Tikhonov 正则化算法的正则化因子。ITR 算法在图像重建时很大程度上依赖于式 (10) 中的系数 α 和 γ 。根据文献 [6] 中的论述,本文中 α 取 2.0, γ 取 0.01。

图 3、图 4、图 5 分别给出了三种不同类型模拟颗粒的重建图像。在这些重建图像中,深灰色的像素团表示固态颗粒,而浅灰色的像素表示气态,每个图像的 4 个角边缘处的黑色代表管道外区域。

可以看出,这三种算法对于 a 型模拟图像都进行了比较理想的重建;但对于其他两种模型, LBP 法重建图像模糊,质量较差,可见 LBP 法对复杂流型缺乏分辨能力。迭代算法的图像重建质量与 LBP 法相比有了很大提高,尤其 GVSPM 算法减少了图像重建时的伪迹,可以区分多个物体,成像的空间分辨率较高,失真小,重建图像更为清晰。

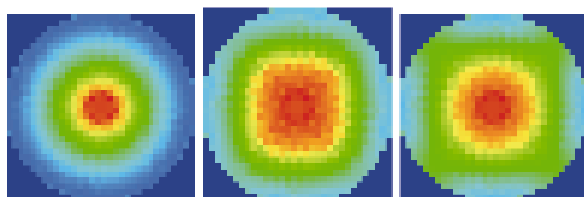
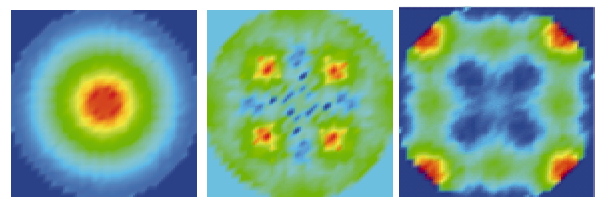
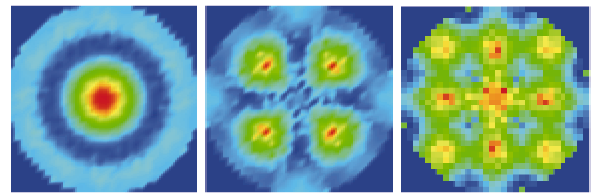


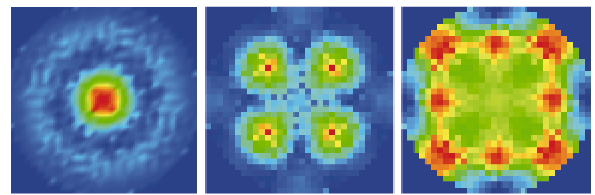
图 3 LBP 算法的重建图像



(a) 迭代 20 次

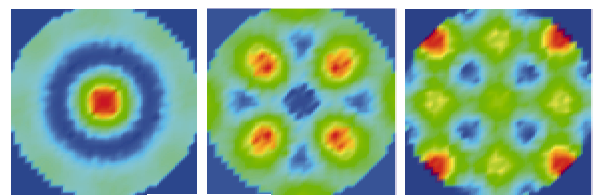


(b) 迭代 50 次

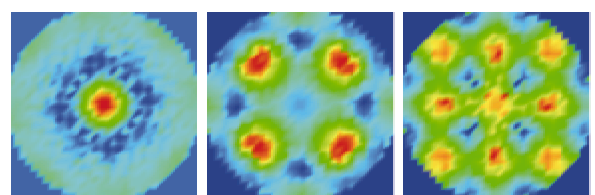


(c) 迭代 100 次

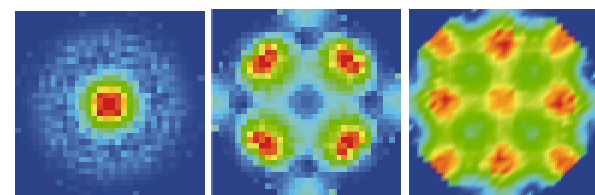
图 4 ITR 算法的重建图像



(a) 迭代 20 次



(b) 迭代 50 次



(c) 迭代 100 次

图 5 GVSPM 算法的重建图像

LBP 算法由于不需要迭代,所以重建速度快,每秒可重建 200 幅左右;ITR 算法与 GVSPM 算法会因仿真实物图的复杂程度不同而使迭代次数和时间不同,一般 ITR 算法每次迭代为 20 ~ 30ms, GVSPM 算法每次迭代时间为 10 ~ 25ms。

GVSPM 算法在三种不同迭代次数下输入向量与解向量之间的夹角如表 1 所示。

表 1 GVSPM 算法不同迭代次数下输入向量与解向量的夹角 θ

迭代次数	20	50	100
θ	41.2	32.8	11.5

为了能定量地评价算法,采用图像误差 I_E 和图像相关量 I_C 两项指标进行分析:

$$I_E = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m (g_i^{(k)} - g_i^0)^2}}{\sqrt{(\bar{G}^0)^2}} \quad (11)$$

$$I_C = \frac{\sum_{i=1}^m [(g_i^{(k)} - \bar{G}^{(k)})(g_i^0 - \bar{G}^0)]}{\sum_{i=1}^m \sqrt{(g_i^{(k)} - \bar{G}^{(k)})^2} \sum_{i=1}^m \sqrt{(g_i^0 - \bar{G}^0)^2}} \quad (12)$$

其中, $g_i^{(k)}$ 是最终的重建图像 $G^{(k)}$ 的第 i 个元素, $\bar{G}^{(k)}$ 是 $G^{(k)}$ 的空间平均像素值, g_i^0 是原始的模拟图像 G^0 的第 i 个元素。当 I_E 值较低,而 I_C 值较高时意味着重建图像精确。各种算法对于模拟图像的重建的估计参数如表 2 所示。

表 2 不同算法对于模拟图像的估计参数的比较

算法	一簇颗粒		四簇颗粒		九簇颗粒	
	I_E	I_C	I_E	I_C	I_E	I_C
LBP	6.15	0.86	6.99	0.27	7.53	0.25
ITR	4.20	0.63	5.86	0.58	5.90	0.49
GVSPM	1.48	0.84	3.122	0.81	3.06	0.56

4 结 论

本文将广义矢量模式匹配 (GVSPM) 算法应用于静电层析成像 (EST) 系统中,作为一种迭代算法, GVSPM 算法能有效地克服静电层析成像技术中的不适定逆问题。通过对模拟图像的仿真,可以看出 GVSPM 算法能准确地重建图像,该算法成像的空间分辨率较高,失真程度较小,验证了该算法在静电层析成像中的有效性。对图像误差和图像相关量进行了计算,进一步验证了 GVSPM 算法相比于其他算法的优越性。优化 GVSPM 算法,提高该算法在 EST 图像重建应用中的实时性并将其应用于两相流参数测量中,将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 陈宁,陈德运,王莉莉等. 基于非线性最小二乘的电容层析成像图像重建算法. 高技术通讯, 2010, 20(2): 163-167
- [2] Wolf D, Lubk A, Lichte H, et al. Towards automated electron holographic tomography for 3D mapping of electrostatic potentials. *Ultramicroscopy*, 2010, 110: 390-399
- [3] 周宾,杨道业,许传龙等. 静电粉体流量计的理论与实验研究. 仪器仪表学报, 2009, 30(9): 2007-2012
- [4] 阙哲,邵富群,李庆华. 采用空间滤波法测量气/固两相流固相速度. 辽宁石油化工大学学报, 2012, 32(2): 74-77
- [5] Gajewski J B. Electrostatic nonintrusive method for measuring the electric charge, mass flow rate, and velocity of particulates in the two-phase gas-solid pipe flows-its only or as many as 50 years of historical evolution. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2008, 44: 1418-1430
- [6] Green R G, Rahmat M F, Dutton K, et al. Velocity and mass flow rate profiles of dry powders in a gravity drop conveyor using an electrodynamic tomography system. *Measurement Science and Technology*, 1997, 8(4): 429-436
- [7] Machida M, Scarlett B. Process tomography system by electrostatic charges carried by particles. *Sensor Journal*, 2005, 5(2): 251-259
- [8] Chen A H, Bi H T. Charge distribution around a rising bubble in a two-dimensional fluidized bed by signal reconstruction. *Powder Technology*, 2007, 177(3): 113-124
- [9] Zhou B, Zhang J Y, Xu C L, et al. Image reconstruction in electrostatic tomography using a priori knowledge from ECT. *Nuclear Engineering and Design*, 2011, 241: 1952-1958
- [10] 高鹤明,许传龙,付飞飞等. 迭代正则化修正的电荷层析成像算法. 中国电机工程学报, 2010, 20(2): 163-167
- [11] Xu C L, Li J, Gao H M, et al. Investigations into sensing characteristics of electrostatic sensor arrays through computational modelling and practical experimentation. *Journal of Electrostatics*, 2012, 70: 60-71
- [12] 王彦飞. 反演问题的计算方法及其应用. 北京:高等教育出版社, 2007. 45-46
- [13] Takei M. GVSPM image reconstruction for capacitance CT images of particles in a vertical pipe and comparison with the conventional method. *Measurement Science and Technology*, 2006, 17: 2104-2112

A novel electrostatic tomography algorithm based on generalized vector sample pattern matching

Wang Na^{* **}, Liu Yonghong^{* **}, Zheng Dezhong^{* **}, Cui Fayi^{* **}, Sun Haiyan^{***}

(^{*} School of Electric and Electronic Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(^{**} Measurement Technology and Instrumentation Key Lab of Hebei Province, Qinhuangdao 066004)

(^{***} Department of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Vocational & Technical College of Building Materials, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Aiming at an electrostatic tomography (EST) system's shortage of acquired measurement data for independent electric charges, the study proposed a new image reconstruction algorithm using the generalized vector sampled pattern matching (GVSPM) based on the analysis of the EST principle and its forwards and inverse problem. As an iterative method, the GVSPM is based on the standard for the minimum angle between the input vector and the solution vector, and it can converge upon a reconstructed image stably without setting an empirical gain value in the iterative process. The Mathematica simulation results showed that this method was superior in image error and image correlation to the linear back projection (LBP) method and the iterative Tikhonov regularization (ITR) method.

Key words: gas-solid two-phase flow, sensor array, electrostatic tomography (EST), generalized vector sample pattern matching (GVSPM)