

研究简报

基于小波多分辨率分析和最小交叉熵的快速 CT 图像重建算法

王 琦, 王化祥

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)

关键词: 多相流 CT; 图像重建; 交叉熵; 多分辨率分析

中图分类号: O 359.1

文献标志码: A

文章编号: 0438-1157 (2011) 01-0059-07

Identification of two-phase flow regime based on wavelet multi-resolution analysis

WANG Qi, WANG Huaxiang

(School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The correct identification of two-phase flow regime is the basis for the accurate measurement of flow parameters in two-phase flows. Computerized tomography (CT) is applied to two-phase/multi-phase flow measurement in recent years because of its characteristics of non-invasiveness and visibility. Image reconstruction of CT often involves solving large-dimension matrix equations repeatedly, which is expensive in computation, especially for on-line identification of flow regimes. In this paper, the minimum cross entropy reconstruction based on multi-resolution processing (MRMCE) is presented for fast image reconstruction. Both simulation and experiments have been carried out, showing that the proposed method can reduce the computation time and improve the quality of reconstructed image with suitable decomposition levels. This method can be applied to on-line observation for two-phase flow regime.

Key words: multi-phase flow CT; image reconstruction; cross-entropy algorithm; multi-resolution

引 言

两相流系统广泛存在于电力、石油、化工等现代工业生产中, 两相流流型的在线识别是实现两相流在线监控的前提, 也是两相流测量中重要的研究方向^[1-3]。

工业 CT 技术具有在非接触、无损伤条件下获取物体内部清晰视图的特点^[4]。近年来, 随着 CT 设备响应速度的提高和快速重建方法的提出, CT

技术已应用于两相/多相流流型的在线识别^[5-7]。与电学成像技术相比, CT 技术具有成像精度高、适用范围广等特点。在实际应用过程中, 受检测环境、检测时间和检测成本限制, 两相流 CT 系统往往不可能获得足够的投影数据。因此, 研究不完全投影情况下的 CT 图像重建, 具有重要的理论意义和应用价值。由于获得的投影数远小于重建图像的像素数, 重建问题具有病态性。为了动态识别两相流流型, 需要在保证成像精度的同时, 缩短重建时

2010-04-21 收到初稿, 2010-07-08 收到修改稿。

联系人及第一作者: 王琦 (1985—), 女, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金国际合作交流项目 (60820106002); 国家自然科学基金重点项目 (50937005)。

Received date: 2010-04-21.

Corresponding author: Dr. WANG Qi, wangqitju@hotmail.com

Foundation item: supported by the Projects of International Cooperation and Exchanges NSFC (60820106002) and the National Natural Science Foundation of China (50937005).

间。传统重建方法要解大型矩阵方程,实时性差。本文运用多分辨分析方法对投影矩阵进行处理,将重要信息集中在低频段。一般采用二维小波变换进行多分辨分析,重建过程由低频段到高频段逐层进行(例如 V-cycle 方法)^[8],但该方法不适于两相流 CT 系统图像重建:一方面,每幅图像的重建过程都要对投影数据进行压缩,不仅增加了重建时间,而且使投影数据量进一步减小,加剧了系统病态性;另一方面,逐层重建方法在每一分辨率层都要重复重建过程,使计算速度降低,不能满足实时成像的要求。本文提出的 MRMCE (minimum cross entropy based on multi-resolution processing) 方法仅对 CT 系统的投影矩阵进行一维小波变换,从小波系数中提取主要信息后,运用最小交叉熵方法,在低频段直接进行图像重建。本文运用该算法对多相流 CT 系统的仿真和实验投影数据进行图像重建,并与传统图像重建算法比较。

1 CT 系统的数学模型

多相流 CT 系统由 γ 射线源、探测器阵列、数据采集处理系统以及图像重建单元组成,系统结构如图 1 所示。

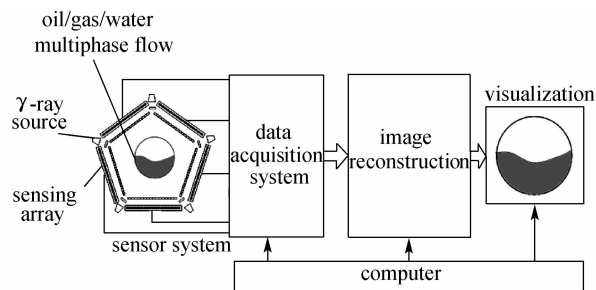


图 1 CT 系统构成原理

Fig. 1 Composition of CT system

γ 射线沿直线穿过油气水多相流体后强度衰减,衰减率与介质吸收相关,经数据处理及图像再构,可重建管道内的流型。CT 系统的数学模型可由式(1)表示^[9]

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x}$$

即

$$y_i = \sum_{j=1}^n c_{i,j} x_j \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

式中 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 是投影向量; $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 是重建图像向量; $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为投影矩阵; 其中, 元素 $c_{i,j}$ 表示像素 j 对射线 i 的投影贡献, 这里由第 i 条射线与第 j 个像素的交线长表示。当投影角度数为 m_{angle} , 每个角度投影下采样数为 m_{bin} 时, $\mathbf{C}$ 中行向量数 $m =$

$m_{\text{angle}} \times m_{\text{bin}}$, $\mathbf{C}$ 的第 i 个行向量用 c_i 表示, 有 m 个元素。根据 Nyquist 采样定理, 从式(1) 精确重建图像所要求的投影角度数 m_{angle} 及探测器采样个数 m_{bin} 要满足下面的关系式^[10]

$$m_{\text{angle}} = \frac{\pi}{2} m_{\text{bin}} \quad (2)$$

相当于角度采样间隔

$$\Delta\theta = \frac{2}{m_{\text{bin}}} \quad (3)$$

本文从 5 个扫描角度获得 80 个投影数据 ($m_{\text{angle}} = 5$, $m_{\text{bin}} = 16$), 角度采样间隔大于 $\Delta\theta$, 因此属于不完全投影数据成像问题, 具有欠定性。

2 交叉熵方法

γ 射线源产生的光子数目符合泊松分布, 并且发射角内各方向同性发射, 因此也可以认为每条探测器方向上的光子数目也符合泊松分布^[11]。Titterton^[12]指出, 泊松模型的最大似然函数等价于 $\mathbf{y}$ 与 $\mathbf{C}\mathbf{x}$ 的交叉熵的最小值^[13], 交叉熵由 $KL(\mathbf{y}, \mathbf{C}\mathbf{x})$ 表示^[14]

$$KL(\mathbf{y}, \mathbf{C}\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \{(\mathbf{C}\mathbf{x})_i \ln[(\mathbf{C}\mathbf{x})_i / y_i + y_i - (\mathbf{C}\mathbf{x})_i]\} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{y}$ 为原始投影数据序列, 本文中用探测器阵列接收到的粒子数序列表示; $\mathbf{C}\mathbf{x}$ 为重建投影数据序列。由于本文所讨论的重建问题具有病态性, 重建图像受到噪声影响并产生伪影, 因此引入平滑先验信息减少该影响, 式(1) 的解满足

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_x [\alpha KL(\mathbf{C}\mathbf{x}, \mathbf{y}) + (1 - \alpha) KL(\mathbf{x}, \mathbf{p})] \quad (5)$$

其中, $0 < \alpha < 1$ 是加权参数; $\mathbf{p}$ 为 $\mathbf{x}$ 的平滑先验信息, 对于第 n 次迭代, $\mathbf{p}$ 取上一次迭代的维纳 (Weiner) 平滑滤波值。运用同乘代数迭代算法 (simultaneous multiplicative algebraic reconstruction technique, SMART) 求解式(5)。若满足 $\mathbf{x}$ 的初值 $\mathbf{x}_0 > 0$, 平滑信息 $\mathbf{p} > 0$, 则式(5) 可以获得非负解^[13]。迭代公式为

$$x_j^{(k+1)} = \alpha \sum_i [c_{i,j} x_j^{(k)} y_i / (\mathbf{C}\mathbf{x})_i^{(k)}] + (1 - \alpha) p_j \quad (6)$$

3 基于小波的多分辨分析方法

基于小波的多分辨分析方法使有效信息聚集在少量矩阵元素之上, 因而可将大多数其余元素置零, 去除各种冗余信息, 达到数据压缩的目的, 减小计算量。投影矩阵经多分辨分析后, 能量主要分布于低频段, 而高频段主要包含细节信息^[15]。对

式(1) 两边分别进行小波变换, 可得

$$\tilde{\mathbf{y}} = \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{x}} \quad (7)$$

其中, $\tilde{\mathbf{C}} = \mathbf{W}_y \mathbf{C} \mathbf{W}_x^{-1}$, $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{W}_x \mathbf{x}$, $\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{W}_y \mathbf{y}$ 。 $\mathbf{W}_x$ 和 $\mathbf{W}_y$ 分别表示一维列小波变换算子, $\mathbf{W}_x^{-1}$ 表示逆小波变换。

以一层小波分解为例, 可得式(1) 在小波域的表达

$$\begin{bmatrix} A_{-1} \mathbf{C}_{(m/2 \times n/2)} & D_{-1}^1 \mathbf{C}_{(m/2 \times n/2)} \\ D_{-1}^2 \mathbf{C}_{(m/2 \times n/2)} & D_{-1}^3 \mathbf{C}_{(m/2 \times n/2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{-1} \mathbf{x}_{(n/2 \times 1)} \\ D_{-1} \mathbf{x}_{(n/2 \times 1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{-1} \mathbf{y}_{(m/2 \times 1)} \\ D_{-1} \mathbf{y}_{(m/2 \times 1)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 A_{-1} 和 D_{-1} 分别表示小波分解后提取矩阵的低频近似和高频细节部分, 下角标表示矩阵维数。事实上, 对 $A_{-1}C_{(m/2 \times n/2)}$ 可作进一步小波分解, 从而得到 C 的多级分解的近似和细节部分。

正确选择 $\mathbf{W}$ 才能使小波变换结果 $\tilde{\mathbf{x}}$ 和 $\tilde{\mathbf{C}}$ 的高频段足够稀疏, 从而将主要信息集中在低频段。DB (Daubechies) 小波具有正交性和紧支性的优点, 并且小波基较稀疏, 能够快速进行小波变换^[16]。本文选用核函数为 4 的 DB 小波基 (DB4)。由于 $\mathbf{W}$ 具有正交性, 得

$$\mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{W} = \mathbf{I}$$

即

$$\mathbf{W}^T = \mathbf{W}^{-1} \quad (9)$$

式(7)、式(8)的分解方法不适用于多相流 CT 系统的图像重建：一方面，投影序列 y 中的元素被压缩，使投影数据量进一步减少，重建问题的病态性增强，产生不稳定解；另一方面，在每次投影采样后，都要对投影序列进行小波变换才能进行重建，影响了算法的实时性。为满足在线分辨流型需要，算法需进一步改进。

本文中, CT 数学模型在小波域表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{W}_x^T\mathbf{W}_x\mathbf{x} = \tilde{\mathbf{C}}_x\tilde{\mathbf{x}} =$$

$$[A_{-L} \mathbf{C}_{(m \times n/2^{L-1})} \quad D_{-L} \mathbf{C}_{(m \times n/2^{L-1})} \quad D_{-L+1} \mathbf{C}_{(m \times n/2^{L-2})} \quad \dots$$

$$D_{-1} \mathbf{C}_{(m \times n/2)} \begin{bmatrix} A_{-L} \mathbf{x}_{(n/2^{L-1} \times 1)} \\ D_{-L} \mathbf{x}_{(n/2^{L-1} \times 1)} \\ D_{-L+1} \mathbf{x}_{(n/2^{L-2} \times 1)} \\ \vdots \\ D_{-1} \mathbf{x}_{(n/2 \times 1)} \end{bmatrix} =$$

$$[A_{-L}\mathbf{C} \quad D\mathbf{C}]\begin{bmatrix} A_{-L}\mathbf{x} \\ D\mathbf{x} \end{bmatrix} = A_{-L}\mathbf{C} \times A_{-L}\mathbf{x} + D\mathbf{C} \times D\mathbf{x} \quad (10)$$

其中, $\tilde{\mathbf{C}}_x = \mathbf{C}\mathbf{W}_x^T$, $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{W}_x \mathbf{x}$ 。 $\mathbf{C}$ 中每一行运用小波

传输矩阵 $\mathbf{W}_x \in n \times n$ 进行一维小波分解。用 $\mathbf{DC}$ 和 $D\mathbf{x}$ 分别代表小波分解后 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{x}$ 的所有高频段细节信息。由于该部分信息具有稀疏性，可将其置零，减小重建的运算量和图像噪声，则重建问题转化为

$$\mathbf{y} = A_{-l} \mathbf{C} \times A_{-l} \mathbf{x} \quad (11)$$

由式(11)可见,重建过程主要在低频段完成,这部分包含了 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{x}$ 的主要信息。用 L 代表小波分解层数,则 MRMCE 方法包含以下步骤。

(1) 对投影矩阵 $\mathbf{C}$ 的每一行进行快速小波变换 (fast wavelet transformation, FWT), 得到系数矩阵 $\tilde{\mathbf{C}}_x$ 。从 $\tilde{\mathbf{C}}_x$ 中提取尺度系数, 组成尺度系数矩阵 $\mathbf{A}_{-l}\mathbf{C}$ 。该步骤可在实验开始前完成。

(2) 将 $A_{-L}C$ 代替 C , $A_{-L}p$ 代替 p , 由式(6)求解 $\hat{x}$ 的尺度系数向量 $A_{-L}x$ 。初始值 $A_{-L}x_0$ 和 $A_{-L}p_0$ 取非负值, α 取 0.95。

(3) 为 $\hat{\mathbf{x}}$ 的小波系数补 0, 则 $\hat{\mathbf{x}}$ 经小波变换后的系数向量为 $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\mathbf{x}}_L^T, \mathbf{0}^T]^T$ 。

(4) 运用快速逆小波变换 (inverse fast wavelet transformation, IFFT) 算法由 $\hat{\mathbf{x}}$ 求解原始分辨率图像 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

随着分解层数 L 增加, $\tilde{\mathbf{C}}_x$ 低频段矩阵的列数减少, 而测得的投影向量中元素数没有改变, 因此所求方程组未知数个数减少而方程数不变, 重建问题的病态性降低。由于上述方法主要在小波域低频段进行重建, 压缩了重建过程所需数据量。仿真和实验结果表明, 在适当分解层数下, 该方法可明显提高算法实时性, 减少重建图像相对误差。

4 仿真和实验结果

4.1 数值仿真

为验证该方法的有效性,进行了数值仿真实验。仿真投影数据由 Geant4 软件包获得。Geant4 是基于 Monte Carlo 方法的开源仿真软件包,通过对 CT 系统几何结构和射线衰减物理过程的定义和模拟,可获得透射粒子分布和探测器的响应信息^[17]。本文中重建图像分辨率为 128×128 。对两种油水两相流流型进行仿真,如图 2(a) 所示。程序在 PD-2.8G CPU, 1G 内存的 PC 上运行。操作系统为 XP 系统,程序运行平台为 MATLAB® 7.0.4。在不同分解层数和不同迭代次数情况下,对投影数据进行图像重建,仿真重建图像如图 2(b)、(c) 所

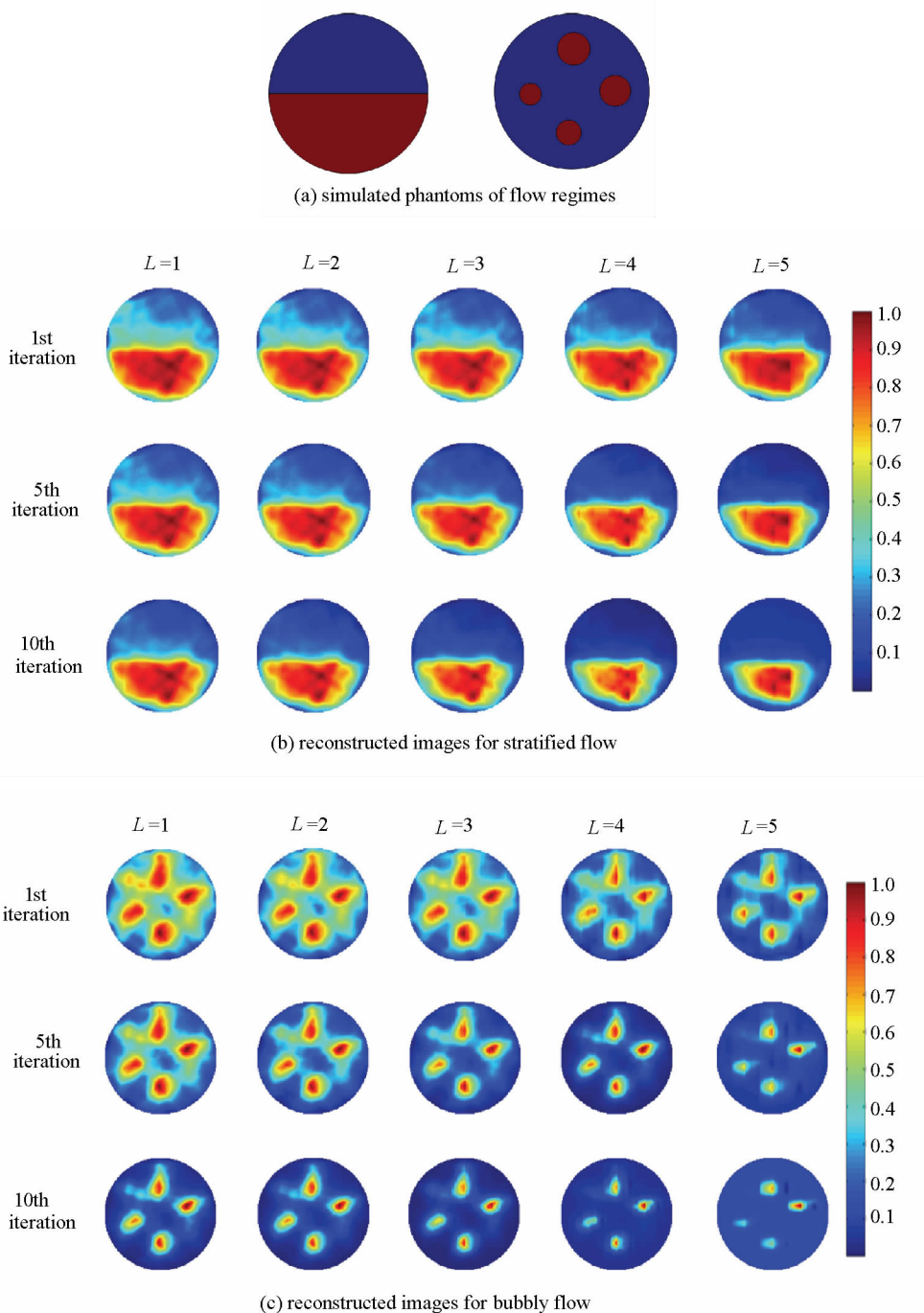


图 2 不同流型仿真重建图像

Fig. 2 Reconstructed images for considered phantoms

示。重建图像灰度值的规范化处理采用归一化方式,如图 2(b)、(c)中的色标所示。最大灰度值(代表密度最大)对应 1.0,最小灰度值(代表密度最小)对应 0。

与普通 MCE 重建方法 ($L=1$) 相比,MRMCE 重建方法仅需对低频段数据进行重建,并使迭代次数降低,提高了重建的速度。随着小波

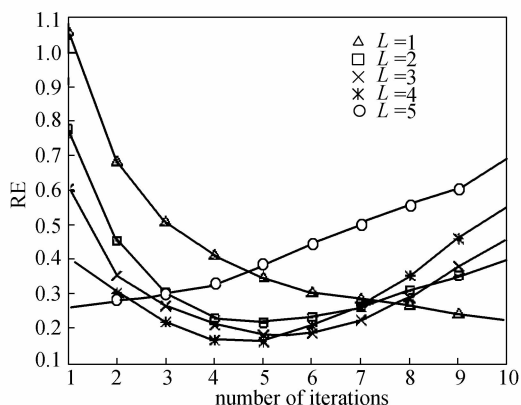
分解的层数增加 ($L=2, 3, 4$),重建图像的质量提高。这是由于图像的主要信息集中在低频段部分,而噪声多集中在高频部分,可将其忽略。因此该算法也可达到图像去噪的效果。如果分解层数过多(如 $L=5$),图像低频段所含重要信息缺失严重,使图像质量明显下降。为了对不同算法的仿真实验结果进行比较,运用相对误差(RE)对重建

图像的质量进行评估。

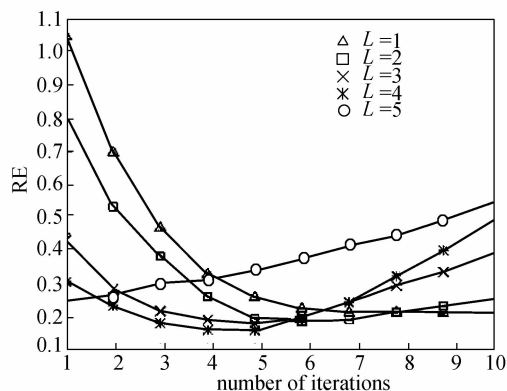
$$RE = \frac{\sum_{i=1}^{N \times N} (\hat{x}_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^{N \times N} x_i^2} \quad (12)$$

其中, x_i 、 $\hat{x}_i$ 分别为重建图像和模型的像素值。

不同分解层数下的误差曲线如图 3 所示。与图 2 所得结论相似, 分解层数为 4 ($L=4$) 时的 MRMCE 重建可在最少迭代次数条件下得到最小相对误差。



(a) stratified flow



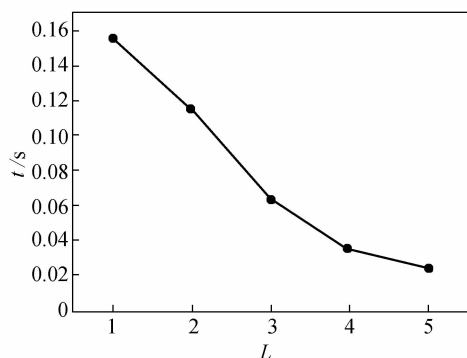
(b) bubbly flow

图 3 MRMCE 方法重建图像相对误差

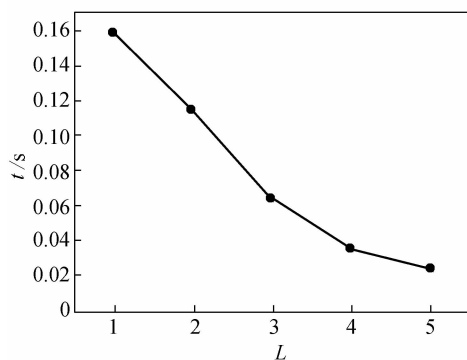
Fig. 3 Relative error for considered phantoms

MRMCE 方法在计算速度上也有明显优势。图 4 为不同分解层数下重建所需时间。可以看出, 随着分解层数增加, 重建时间近似线性减少。在 4 层分解 ($L=4$) 情况下, MRMCE 算法重建时间近似为 MCE ($L=1$) 算法的 15%。因此该方法可以明显提高重建速度, 适合于流型的在线辨识。

在实际实验中, 由于流型模型未知, 无法直接通过式(12) 计算相对误差确定迭代次数。另一种



(a) stratified flow



(b) bubbly flow

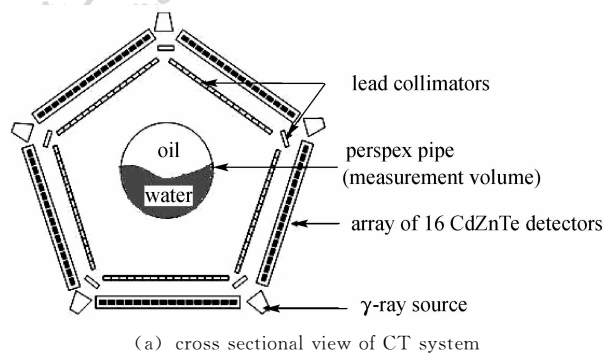
图 4 不同小波多分辨率层数下的重建时间 (5 次迭代)

Fig. 4 Computational time of considered phantoms based on different decomposition levels for 5 iteration steps

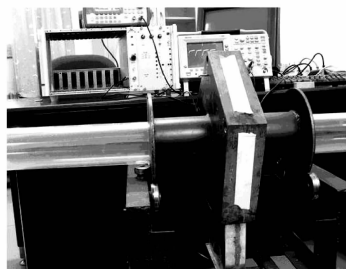
方法是对每一步迭代结果计算 $e_k = y - Cx_k$, 其中, x_k 为第 k 次迭代结果。设 ε 为迭代收敛误差, 在 $e_k < \varepsilon$ 时停止迭代。但该方法延长了计算时间, 不适合流型的在线观测。在相同实验条件下, 同一种算法对不同流型重建图像的相对误差曲线变化趋势基本相同。因此, 在正式实验开始前, 可用典型流型进行图像重建实验, 对加权系数 α 、迭代次数等参数进行设定, 使重建图像的相对误差低于允许误差范围。在此基础上进行正式实验。

4.2 实验结果

本文采用的多相流 CT 实验装置有 5 个 ^{241}Am 放射源, 每个射线源对应 16 个 CdZnTe 探测器组成的探测器阵列, 每个探测器的尺寸为 $3\text{ mm} \times 7\text{ mm} \times 3\text{ mm}$ 。因此该系统共包含 80 个探测器单元, 多相流管道的管径为 160 mm, 如图 5 所示。由于系统目前尚未进行动态实验, 本文利用该装置进行静态成像实验。实验管段注满水, 并用塑料棒模拟油相分布 (不同介质对射线的吸收率主要与介质的密度有关, 塑料棒密度为 $0.91\text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$, 与原油



(a) cross sectional view of CT system



(b) installation of CT system on flow test rig

图 5 多相流 CT 系统实验装置

Fig. 5 Experimental setup

密度相近^[5]。

对 3 种流型（层流、芯流和泡状流）进行了辨识。重建图像如图 6 所示。从图 6 可看出，与 CG (conjugate graduate) 和 MCE 重建算法相比，MRMCE 算法（分解层数 $L=4$ ）对噪声有更好的鲁棒性。3 种方法均采用 5 次迭代，重建时间见表 1，可见 MRMCE 算法适合于多相流流型的实时成像。

表 1 重建时间（5 次迭代）

Table 1 Computational time of three methods (iteration 5)

Method	Computational time/s		
	Stratified flow	Core flow	Bubbly flow
CG	0.259905	0.271978	0.282190
MCE	0.206036	0.215863	0.214613
MRMCE($L=4$)	0.034391	0.035740	0.039473

5 结 论

本文提出一种基于小波多分辨分析的快速 MCE (MRMCE) 图像重建算法。对系统矩阵每行进行一维小波分解，重建图像过程主要在低分辨率层完成，明显提高了计算速度。仿真和实验结果表明，仅通过获取 1/8 的未知图像信息（分解层数 $L=4$ ），就可以得到质量较高的重建图像。并且重建时间随着分解层数的增加而近似线性减少，在

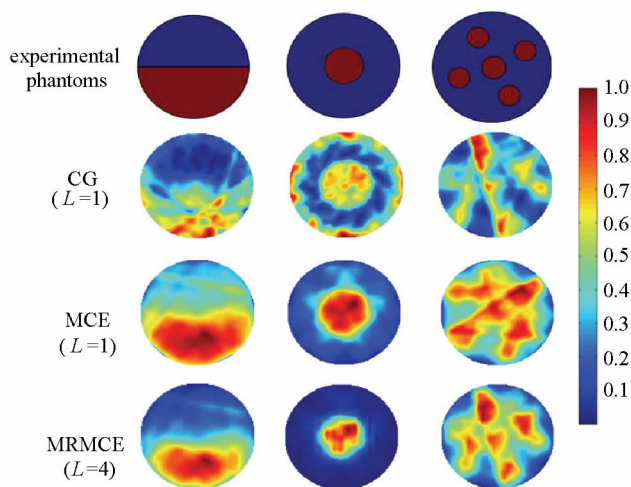


图 6 实验成像

Fig. 6 Experimental phantoms and reconstructed images for experiment

$L=4$ 时仅为普通 MCE 算法的 15%。MRMCE 算法为在线多相流流型重建和识别提供了新方法。

为更加真实地反映多相流动态流型状况，需要在提高系统响应速度的同时，保持较高的重建图像分辨率。在高速流动情况下，由于流型变化更加复杂，重建图像会出现一定程度的失真，并滞后于真实流型变化。在今后的研究中，将进一步提高系统响应速度和 MRMCE 重建方法的重构精度，使其满足快速多相流流型识别的要求。

References

- [1] Rouhani S Z, Sohal M S. Two-phase flow patterns; a review of research results [J]. *Progress in Nuclear Energy*, 1983, **11** (3): 219-259
- [2] Guo Liejin (郭烈锦). Two-phase and Multiphase Flow Mechanics (两相流与多相流动力学) [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002
- [3] Xu Yanbin (许燕斌), Wang Huaxiang (王化祥), Cui Ziqiang (崔自强). Phase information extraction of gas/liquid two-phase flow in horizontal pipe based on independent component analysis [J]. *CIESC Journal* (化工学报), 2009, **60** (12): 3012-3018
- [4] Martz H E, Brase J M, Waltjen K E, Azevedo S G. Computerized tomography systems and their industrial applications [J]. *Transactions of the American Nuclear Society*, 1988, **56** (3): 9-10
- [5] Johansen G A, Froystein T, Hjertaker B T, Olsen O A. dual sensor flow imaging tomographic system [J]. *Measurement Science and Technology*, 2008, **7** (3): 297-307
- [6] Bieberle M, Fischer F, Schleicher E, Koch D, Menz H J,

- Mayer H G, Hamper U. Experimental two-phase flow measurement using ultra fast limited-angle-type electron beam X-ray computed tomography [J]. *Experiments in Fluids*, 2009, **47** (3): 369-378
- [7] Wang Huaxiang (王化祥), Wang Qi (王琦), Hao Kuihong (郝魁红). Image reconstruction based on minimum cross-entropy [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument* (仪器仪表学报), 2009, **30** (12): 2574-2579
- [8] Zhu W W, Wang Y, Deng Y N, Yao Y Q, Randall L B. A wavelet-based multiresolution regularized least squares reconstruction approach for optical tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, **16** (2): 210-217
- [9] Zhuang Tiange (庄天戈). Principles and Algorithms of CT (CT 原理与算法) [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1992
- [10] Zou Jing (邹晶), Sun Yanqin (孙艳勤), Zhang Peng (张朋). A fast iterative image reconstruction algorithm from few-views projections data [J]. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 2009, **29** (5): 1190-1204
- [11] Natterer F. The Mathematics of Computerized Tomography [M]. Philadelphia: SIAM, 1986
- [12] Titterton D. On the iterative image space reconstruction algorithm for ECT [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1987, **M1-6**: 52-56
- [13] Liang Z, Jaszczak R, Greer K. On Bayesian image reconstruction from projections: uniform and nonuniform a priori source information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, **8** (3): 227-235
- [14] Byrne C L. Iterative image reconstruction algorithms based on cross-entropy minimization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, **2** (1): 96-103
- [15] Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets [M]. Philadelphia: SIMA, 1992
- [16] Nielsen O M. Wavelets in Scientific Computing [D]. Lyngby: Technical University of Denmark, 1998
- [17] Agostinelli S, Allison J, Amako K. Geant 4: a simulation toolkit [J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A*, 2003, **A-506** (3): 250-303