基于局部能量的电容层析成像图像融合方法*

陈德运,钟 陈,王莉莉,盛晓飞,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:针对电容层析成像技术的"软场"效应和病态问题对重建图像精确度的影响,在分析电容层析成像基本原理和成像算法的基础上,提出了一种基于局部能量的电容层析成像图像融合方法。该方法以线性反投影、Landweber 和共轭梯度算法作为图像重建的基础,利用各个图像的互补特性,经对重建的图像小波分解后,分别采用基于局部能量和加权平均算子融合规则对分解后图像的高频系数和低频系数进行图像的融合,得到准确度更高的成像结果。仿真实验结果表明,融合后成像精确度得到明显提高,缩小了误差,图像更接近原型,为ECT图像重建的研究提供了一个新的方法。

关键词: 电容层析成像; 图像重建; 图像融合; 局部能量; 标准偏差

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2012)05-1947-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.092

Image fusion method based on local energy in electrical capacitance tomography

CHEN De-yun, ZHONG Chen, WANG Li-li, SHENG Xiao-fei, YU Xiao-yang

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

Abstract: "Soft-field" nature and ill-posed problems to influence on the accuracy of image reconstruction in electrical capacitance tomography technology (ECT), this paper presented a novel image fusion method based on local energy in the analysis of ECT basic principle and imaging algorithm. Meanwhile with linear back projection algorithm, Landweber algorithm and conjugate gradient algorithm as the basis for image reconstruction, this paper used the complementary nature of individual images, after wavelet decomposition of the reconstructed images, the more accurate images got through the integration of high-frequency coefficients and low frequency coefficients based on fusion rules of local energy and weighted averaging operator. The simulation results show that image accuracy significantly improved and removed redundant information after integration. This study provided a new method on ECT image reconstruction to make image closer to the prototype.

Key words: electrical capacitance tomography (ECT); image reconstruction; image fusion; local energy; standard deviation

0 引言

流动层析成像技术是近年来飞速发展起来的一门新技术,该技术在解决多相流检测问题上有巨大的发展潜力和广阔的工业应用前景。电容层析成像(ECT)技术以其成本低、适用范围广、结构简单、非侵入式、安全性能好等优点^[1],成为目前流动层析成像技术发展的主流和研究热点。由于电容层析成像系统本身固有的非线性特点,且能得到的独立电容测量值(即投影数据)数量非常有限,远远小于重建图像的像素个数,反演问题不存在解析解。同时由于非线性和"软场"效应,使ECT系统解的稳定性较差且存在严重的病态性,因此图像重建的难度较大^[2,3]。图像重建算法一直是电容层析成像技术实用化及进一步发展的主要难点,探索良好的图像重建算法十分重要。

ECT 测量的成功应用很大程度上依赖于成像算法的精度与速度。目前用于 ECT 图像重建较常用的方法主要有线

性反投影(LBP)算法、正则法、Landweber 迭代法、投影 Landweber 迭代法以及共轭梯度法(CG)[4-9]等。LBP 算法的特点 是算法简单、重建速度快,但因其成像质量相对较差,严格说 来,该算法仅是一种定性算法。正则法因其正则参数的选取 对成像质量影响较大,一般采用经验值。但特别值得一提的 是,在Landweber 迭代法基础上发展起来的在线预迭代法 (OIOR),在与LBP相同的速度下,得到与多次Landweber迭 代一样的成像质量,但空间分辨率仍然没有超过 Landweber 方法。而投影 Landweber 迭代法可明显改善迭代的稳定性并 有效地控制了噪声,但对于复杂流型通常需要大量迭代才能 达到满意的效果,限制了其应用。CG 适合于系数矩阵为对 称正定的情况,对于简单流型,该方法成像时间短、收敛很 快,但对于复杂流型时效果并不理想。应用于 ECT 的神经网 络算法在本质上属于模式识别方法,其成功应用取决于神经 网络结构的合理构造和训练样本的完备。由于受到多相流 中流型变化的随机性和复杂性等因素的影响,使得完备训练 样本的获取较为困难,而且在实际的应用过程中网络结构的

收稿日期: 2011-08-22; **修回日期**: 2011-10-17 **基金项目**: 国家自然科学基金资助项目(60572153,60972127);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200802140001);教育部春晖计划(Z2007-1-15013);黑龙江省自然科学基金资助项目(F200609);黑龙江省教育厅计划项目(11541040)

作者简介: 陈德运(1962-),男,教授,博导,博士,主要研究方向为探测与成像技术和图像处理(chendeyun@ hrbust. edu. cn);钟陈(1985-),男,硕士,主要研究方向为探测与成像技术;王莉莉(1980-),女,讲师,博士,主要研究方向为探测与成像技术;盛晓飞(1986-),男,硕士,主要研究方向为探测与成像技术;于晓洋(1962-),男,教授,博导,博士,主要研究方向为探测与成像技术和光电图像处理技术.

确定也存在一定的困难。

上述算法各有自己的特性,对于生成的图像精度和反映图像的特征有所不同,通过图像融合的方法,运用适当的融合规则,把各种算法生成的图像看成原图像,对它们进行融合,利用图像的互补特性,得到准确度更高的成像结果。

本文提出了一种基于局部能量的电容层析成像图像融合方法。该方法以线性反投影、Landweber、共轭梯度算法作为图像重建的基础,利用各个图像的互补特性,经对重建的图像小波分解后,分别采用基于局部能量和加权平均算子融合规则对分解后图像高频系数和低频系数进行图像的融合,得到准确度更高的成像结果。仿真实验结果表明,融合后的成像精确度得到明显提高,并且去除了冗余信息,图像更接近原型,为 ECT 图像重建的研究提供了一个新的思路。

1 电容层析成像的原理

电容层析成像系统由电容传感器、数据采集系统、成像计算机三部分组成,如图1所示。当电容传感器管道内的介质分布发生变化时,电容极板对之间的电容就随之变化,由此可根据实际测得的极板电容值反演管道内的介质分布情况。

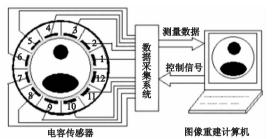


图1 12电极电容层析成像系统的组成

在 ECT 系统中,正问题是将被测管道内的电场分布情况映射到各个电容极板对的电容值上。如图 1 所示的电容传感器阵列有 12 个电容极板,这些电容极板被均匀排列在待测管道电场传感区域的周围。测量时各极板依次选做激励极板,施加电压 V,其余极板作为检测极板,处于地电位,对于一个N 极板的 ECT 系统,可以得到 N(N-1)/2 个独立测量值,因此 12 个电容极板的 ECT 系统可以测量到 66 个独立的有效电容值。

每一项极板间的有效电容测量值可以通过式(1)表示[9]

$$C = -\frac{1}{\Delta V} \oint_{\Gamma} \varepsilon(x, y) \, \nabla \varphi(x, y) \, \mathrm{d}l \tag{1}$$

其中:C 代表两个电容极板间的电容测量值; ΔV 是电容极板间的电压; Γ 是电容极板的表面闭区间; $\varepsilon(x,y)$ 是介电常数分布; $\varphi(x,y)$ 是电场分布。注意到 $\varphi(x,y)$ 函数依赖于 $\varepsilon(x,y)$ 函数,所以确定了此问题为非线性问题。

对于 ECT 的逆问题,即图像重建技术,是从多个电极对得到的测量值反演出多相流截面的介电常数分布,并用不同的灰度值表示出来。通用的做法是将介电常数大的相对应高灰度值项,利用这些灰度值重建出一幅多相流截面图。

对于给定的电极对,像素单元(灰度值点,此像素单元为重构过程中一个三角剖分区域,具体大小与电极对数相关,与后面融合过程中提及的像素要区分开,后面为图像上面的一个实际像素大小)对电容量的影响与此单元的介电常数成正比变化,可以通过式(2)从另外一个角度来描述极板对(*i*,*j*)之间的电容值^[10]。

$$C_{ij} = \iint_{\Omega} \varepsilon(x, y) S_{ij}(x, y, \varepsilon(x, y)) \, dx dy \tag{2}$$

其中:D 表示管道被测区域, $\varepsilon(x,y)$ 为介电常数分布, $S_{ij}(x,y)$, $\varepsilon(x,y)$) 为电容极板对(i,j)的灵敏场分布。可以看出,灵敏场分布 $S_{ii}(x,y,\varepsilon(x,y))$ 与 $\varepsilon(x,y)$ 有关。

2 图像融合方法及融合规则

图像融合技术可以从多幅图像中提取比单一图像更为准确可靠的信息,各幅单一图像提供的是被测对象各个侧面的信息,融合这些信息能获得被测对象更加全面的信息。另外,各幅图像中有用信息之间总是相关的,而干扰则不具备这种相关性,因此通过融合处理可以排除干扰。

图像融合方法可从两个角度分析,分别为空间域融合法和变换域融合法。空间域图像融合法主要有逻辑滤波器法、加权平均法、数学形态法;常用的变换域融合法有金字塔图像融合法、小波变换图像融合法等。本文采用了基于变换域上小波分解的图像融合方法。由于图像为二维信号,经过小波变换,可得到图像在水平、垂直及对角线方向的高频分量及相应分辨率下的低频分量,根据小波基的正交性,图像小波变换过程中不产生冗余数据。这样可以方便地分析信号在各个不同频带上的频域特性。

Mallat 提出了小波的快速分解与重构算法,利用两个一维滤波器对二维图像实现快速小波变换,利用两个一维重构滤波器实现图像的重构。若低通(H)和高通(G)为两个一维镜像滤波算子,其下标 r、c 分别对应图像的行和列,按照 Mallat 算法,则在尺度 j-1 有如下分解公式:

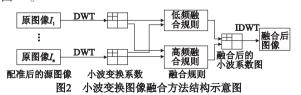
$$C_{j} = H_{c}H_{r}C_{(j-1)}, D_{j,h} = G_{c}H_{r}C_{(j-1)}$$

$$D_{j,v} = H_{c}G_{r}C_{(j-1)}, D_{j,d} = G_{c}G_{r}C_{(j-1)}$$
(3)

与之相应的小波重构公式为

$$C_{j-1} = H_r^* H_c^* C_j + H_r^* G_c^* C_j + G_r^* H_c^* C_j + G_r^* G_c^* C_j$$
(4)

其中: H^* 、 G^* 分别为 H、G 的共轭转置矩阵。对图像 f(x,y)来说,算子 H_c 、 H_r 相当于二维低通滤波,因此 C_j 是 C_{j-1} 的低频部分。当原始图像分解为 C_j 、 D_j^h 、 D_j^r 、 D_j^d 时, C_j 是原始图像在 C_{j-1} 分辨率上的近似; D_j^l (i=h,v,d) 则代表这种近似的误差(即图像的高频部分或细节部分); D_j^h 对应水平方向上的高频部分,即垂直的边缘细节信息; D_j^d 对应垂直方向上的高频部分,即水平的边缘细节信息; D_j^d 对应对角方向上的高频部分。Mallat 小波变换及重构算法表明,任何二维图像 $f(x,y) \in L^2(R)$ 都可分解为分辨率为 2^{-n} 下 f(x,y) 的低频部分和分辨率为 2^{-j} ($1 \le j \le n$)下 f(x,y) 的高频部分,并且可由以上各部分完全重构原始图像。图 2 给出了基于小波变换的图像融合方法的结构示意图 [11]。



在小波变换的基础上,对变换后的小波系数(即图像经小波分解后的高频和低频部分)采用一定的融合规则进行处理,对于低频和高频系数分别选取适当的融合规则,对图像融合结

果会产生不同的影响。因此基于原始图像的特征信息选择适

当的融合规则,在融合过程中尤为重要。

3 图像重建算法与融合规则选择

本文选择了线性反投影、Landweber、共轭梯度算法作为重建算法,对重建的图像选择小波分解,然后对高频系数和低频系数选择不同的融合规则进行图像的融合。现对三种重建算法作简要的定性分析,然后采用基于局部能量的方法进行最后的融合。

- 1)线性反投影算法 LBP 算法是速度最快的图像重建算法,在整个图像重建过程中仅涉及矩阵和向量的相乘;然而,该算法对于复杂重建对象的图像重建质量相对较差,其结果一般只能提供定性分析。
- 2) Landweber 迭代算法 该方法反复使用式(5)(6),修正 图像重建过程中的误差,即

$$G^0 = \mathbf{S}^{\mathrm{T}} C \tag{5}$$

$$G^{k+1} = G^k + \alpha^k S^{\mathrm{T}} (C - SG^k)$$
(6)

其中:S为敏感场;C 为极板间的电容;G 表示物质的灰度, S^T 是 S 的转置矩阵; $k=0,1,2,\cdots$ 。迭代的每一步判断 e^k 是否小于允许值,若是,则输出修正的图像,否则再一次迭代。与 LBP 法相比,实验结果表明,采用该算法重建图像的形状更逼近源流型,成像质量更高,但成像速度要慢很多。

3) 共轭梯度算法 CG 方法适合于系数矩阵为对称正定的情形。如果不考虑舍入误差,理论上它能保证最多迭代 N 步(N 为方程组的阶数),求得 Ax = b 的精确解。共轭梯度算法对核心流型的成像效果接近原型。仿真实验表明,对于核心流型和管内单个物体的成像效果,采用该算法具有明显的优势,而且成像时间更短、收敛更快。其原因是该算法具有自动地使搜索方向朝着最速下降方向靠拢的性质,较易克服连接多次进展缓慢的特点。但该算法对管内多物体的复杂流型效果不理想。

对上述三种算法重建的图像进行融合,选择了基于局部能量的融合规则,对小波分解后的低频和高频部分分别处理,最后生成融合图像。小波分解过程如图 3 所示。

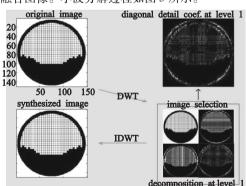


图3 小波分解过程示意图

图 3 为 LBP 算法对层状流重建图像进行小波分解。左上为原始图像,通过小波分解得到右下角 1 阶分解图;1 阶分解图分别显示了低频、垂直高频、水平高频和对角线高频部分;右上角图像为单独提出的对角线高频部分图像;左下为小波逆变换后还原的图像。对融合的处理过程是在分解图上面进行的,即对低频和高频部分分别采用不同的融合规则,然后得到对应频带的图像,最后小波逆变换得到最终融合图像。

对于电容层析成像系统的重构图像,其主要能量集中于分解后的低频部分,该部分决定了图像的轮廓,反映了原图像的 平均特征。基于电容层析成像特点,对于待融合的低频部分采 用加权平均算子进行融合,此时取权值均为 1/2;而高频部分反映了原图像突变特性,即原图像的边缘、区域边界特征,因此对高频部分的处理是融合的关键,结果直接影响图像的细节信息。

在对高频部分进行融合时,考虑采用以一个局域窗口为考察对象,计算局域内的统计特征。因为图像的像素之间存在很大的相关性,所以考察在一个区域内的图像比考察以单个像素为对象更能反映图像的特征和趋势。因此对高频部分用基于局部能量特征的融合规则。局部能量的算法主要是针对高频部分,如图 3 右下角图像的颜色偏黑的三个部分,对这些部分用下面的算法进行比较。此处所说的比较是指不同层析成像重建算法得到的重建图像经小波分解以后,相应部分的比较,然后根据比较的结果选定融合规则。

在原图像 $A \setminus B$ 对应的高频部分中,分别选取以待融合像素点(x,y)为中心,大小为 3×3 的区域窗口,其能量 $E_{j,A}^k(x,y)$ 及 $E_{i,B}^k(x,y)$ 用式(7)(8)定义^[12]:

$$E_{j,A}^{k}\left(x,y\right) = \sum_{m=-1}^{1} \sum_{n=-1}^{1} W(n,m) \left[P_{j,A}^{k}\left(x+m,y+n\right) \right]^{2} \tag{7}$$

$$E_{j,B}^{k}(x,y) = \sum_{k=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} W(n,m) [P_{j,B}^{k}(x+m,y+n)]^{2}$$
 (8)

其中:j 为小波分解尺度;k = H, V, D 分别表示水平、垂直和对角线方向; $P_{j,A}^k(x,y)$ 、 $P_{j,B}^k(x,y)$ 分别表示原图像 A、B 在分解尺度为j 的条件下,k(k = H, V, D) 方向上(x,y) 点的小波系数值。考虑到对高频部分的融合,针对高频部分体现图像突变信息的特征,W 选择 3×3 邻域的二维高斯模板作为加权模板:

$$W = \frac{1}{16} \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}$$

然后,计算归一化局部能量之差:

$$M(x,y) = \left| \frac{E_{j,A}^{k}(x,y) - E_{j,B}^{k}(x,y)}{E_{j,A}^{k}(x,y) + E_{j,B}^{k}(x,y)} \right|$$
(9)

选取一个阈值 T(通常取 $0.2 \sim 0.5$,本文取 T = 0.3)。当 归一化局部能量值差别较大时 $M(x,y) \ge T$,说明一幅图像含有较小的能量,而另一幅图像含有丰富的能量,因此选择能量较大的区域中心点像素值,作为融合图像 F 在该区域的中心点像素值:

$$D_{j,F}^{k}(x,y) = \begin{cases} D_{j,A}^{k}(x,y) & E_{j,A}^{k}(x,y) \geq E_{j,B}^{k}(x,y) \\ D_{j,B}^{k}(x,y) & E_{j,A}^{k}(x,y) < E_{j,B}^{k}(x,y) \end{cases} \tag{10}$$

其中: $D_{i,F}^{k}(x,y)$ 为融合图像高频部分在(x,y)处的像素值。

当归一化能量比较接近时(M(x,y) < T),说明两幅图像含有的细节信息量相当,匹配程度比较大,此时采用原始图像的均值作为该区域中心点像素值:

$$D_{j,F}^{k}(x,y) = \frac{1}{2} \left(D_{j,A}^{k}(x,y) + D_{j,B}^{k}(x,y) \right) \tag{11}$$

融合的过程如图 4 所示。先对原始图像进行小波分解,得到各频带上的分解图,然后对各频带分解图采用上述方法进行融合,对于低频部分,用加权平均融合,加权算子为 0.5。对三个高频部分分别用前述公式计算局部能量之差,对得到的差值与本文所取的阈值 T 进行比较判断,然后确定高频各部分应该选取的融合规则,即式(10)(11)的选择。融合过程用了MATLAB中的 Wavemenu 工具。

通过以上算法,对同一流型的不同重建算法得到的图像两两进行融合,最后对所得图像求平均灰度值 TH,对于灰度值小于平均灰度 TH 的像素点,像素值赋值为 255;对于灰度值大于平均灰度 TH 的像素点,像素值赋值为 0。这样保证了图像和源流型重建图像的一致性。

4 实验结果比较

实验采用线性反投影、Landweber 和共轭梯度算法分别对层状流、核心流、滴流模型进行图像重建,对同一流型不同算法下重建后的图像进行融合,如对层状流先根据融合规则对线性反投影和 Landweber 算法生成图像融合,再将生成的图像和共轭梯度算法生成的图像融合得到最终的融合图像。实验中通过 MATLAB 中的 Wavelet Toolbox 工具进行融合操作。实验结果如表 1 所示。

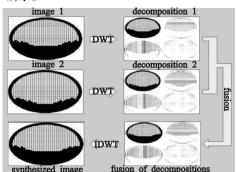


图4 融合过程

 表1 融合实验结果对比

 流型

 层状流 核心流 滴流

 预设流型
 Image: Color of the color of t

表2给出了几种算法的误差比较。通过表1和2可以看出,融合后的图像除了能较好地体现各种算法重建图像的主要能量外,同时也能够通过多幅图像的综合比较消除一部分干扰,提高最终的成像精度。

表 2 误差比较 /%

算法	流型			_	
	层状流	核心流	滴流	_	
LBP 算法	42.3	33.7	48.1		
Landweber 算法	26.5	29.1	37.11		
共轭梯度算法	22.1	21.8	34.2		
融合图像	20.3	24.6	30.5		

为了对融合图像进行客观评价,除了上面的误差比较,现在用标准偏差,由式(12)定义,作为评价指标对融合结果作出定量评价。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \left[I_i(i,j) - I_f(i,j) \right]^2}$$

$$M \times N$$
(12)

其中: $I_i(i,j)$ 为预设流型图像坐标(i,j)点的像素灰度值; $I_f(i,j)$ 为重建图像、融合图像对应坐标(i,j)点的像素灰度值;图像大

小为 $M \times N$ 。RMSE 越小,说明融合效果越好,比较结果如表 3 所示。

表3 RMSE 比较

算法	流型		
	层状流	核心流	滴流
LBP 算法	0.31	0.28	0.33
Landweber 算法	0.24	0.26	0.29
共轭梯度算法	0.22	0.23	0.28
融合图像	0.21	0.24	0.26

5 结束语

通过误差和标准偏差的比较可以看出,对于层状流,Landweber 和共轭梯度算法的图像效果相对比较好,经过融合后的图形精度有一些提升。对于核心流,融合后的图像集中了前面三种算法重建图像的主要能量,与原型更接近,但是共轭梯度算法对核心流的图像重建效果比融合后的好。对于滴流融合后的图像体现了比较强的抗干扰能力,还原精度比不经过融合算法直接得到的图像要高。

本文把图像融合技术和电容层析成像结合起来,通过图像融合可以从不同重建算法生成的多幅图像中提取比单一图像更为准确可靠的信息,综合这些信息能获得被测对象全面的信息。如果更有针对性地选取不同流型最适宜的算法,然后进行融合,最终图像的质量可进一步提高,为 ECT 图像重建的研究提供了一个新的思路。

参考文献:

- [1] LOSER T, WAJMAN R, MEWES D. Electrical capactrical tomography image reconstruction along electrical field lines [J]. Measurement Science and Technology,2001,12(8):1083-1091.
- [2] WARSOTP W, FAN L S. Measurement of real-time flow structures in gas-liquid and gas-liquid-solid flow systems using electrical capacitance tomography [J]. Chemical Engineering Science, 2001, 56 (6):6455-6462.
- [3] CHEN Yu, LI Zhi-qiang, CHEN De-yun. Two-phase flow parameters measurement and image reconstruction for electrical capacitance tomography [C]//Proc of International Symposium on Intelligent Information Technology Application. 2008;1503-1507.
- [4] 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.
- [5] LIU S, FU L, YANG W Q, et al. Prior-online iteration for image reconstruction with electrical capacitance tomography [J]. IEEE Proc Sci Meas Technol, 2004, 151(3):195-200.
- [6] LIU S, FU L, YANG W Q. Optimization of an iterative image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 1999, 10(7); L37-L39.
- [7] 王化祥,朱学明,张立峰. 用于电容层析成像技术的共轭梯度算法[J]. 天津大学学报,2005,38(1):1-4.
- [8] 陈宇,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[J]. 高技术通讯,2010,20(2):163-167.
- [9] 陈宇,陈德运,王莉莉,等. 基于多项式加速的电容层析成像图像重建算法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(12):2538-2542.
- [10] ALME K J, MYLVAGANAM S. Electrical capacitance tomographysensor models, design, simulations, and experimental certification [J]. IEEE Sensor Journal, 2006, 6(5):1256-1265.
- [11] PIELLA G. A general framework for multiresolution image fusion; from pixel to regions[J]. Information Fusion,2003,4(4):259-280.
- [12] 龚昌来. 基于局部能量的小波图像融合新方法[J]. 激光与红外, 2008,38(12):1266-1269.