

基于模糊模式识别和敏感场优化的ECT图像重建

黄国兴¹, 李超¹, 吴振华¹, 王静文^{1*}, 袁韬雅², 卢为党¹¹浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310023;²哈尔滨工业大学信息科学与工程学院, 山东 威海 264209

摘要 提出了一种基于模糊模式识别和敏感场优化的电容层析成像(ECT)图像重建方法,以提高重建的精度与质量。首先,提出了一种基于模糊模式的ECT流型识别方法,通过流型识别,选择与输入信号所对应的变化敏感场,完成敏感场的优化;然后,提出了一种基于特征提取的敏感场扩充方法,从输入信号中提取特征信息进行数据融合,并通过零填充和随机重组将优化后的敏感场扩展为新的敏感场分布矩阵,进一步优化敏感场;最后,提出一种稀疏图像重建方法,通过构造综合观测方程,求解介电常数分布矢量,并进行图像重建。通过COMSOL软件对ECT系统进行三维仿真建模,仿真实验结果表明,本文方法在图像误差、相关系数等成像指标上优于现有方法,具有更好的成像效果。

关键词 成像系统; 电容层析成像; 模糊模式识别; 灵敏度场优化; 流型识别; 图像重建

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS240452

1 引言

电容层析成像(ECT)技术作为一种非侵入式、快速响应的工业过程检测技术,近年来得到了广泛的应用^[1]和快速发展。与其他电学层析成像技术类似,ECT基于电磁场理论和被检测区域周围介电常数分布的变化,通过反向推导重建物体在检测区域的分布^[2-3]。目前,ECT技术由于其可视化、安全性能高等优势,已在生物医学、工业控制和多相流检测等领域得到了实际应用^[4-5]。

图像重建问题是ECT技术的核心,图像重建算法可以视为ECT技术反问题的数值解,根据其计算方法可分为两类:非迭代算法和迭代算法。非迭代算法通常具有相对简单的结构,成像速度快,但其成像精度不高,适用于对实时性要求较高且对图像精度要求不高的应用场景,主要包括线性反投影(LBP)算法^[6]、Tikhonov正则化算法^[7-8]、全变分(TV)正则化算法^[9]等。迭代算法的结构大多较为复杂,虽然重建精度高,但成像速度较慢,实时性较差,适用于对速度要求不高但对重构精度要求高的应用场合,主要包括Landweber迭代算法^[10-11]、Newton-Raphson算法^[12]、Kalman滤波算法^[13-14]等。由于ECT系统具有严重的非线性、病态性和软场特性等,现有图像重建算法在多流型模式下重构的图像存在精度低以及适用性差和稳定性不高的问题。以上3个因素导致现有的研究和实

践中,ECT图像重建无法与相应的应用场景较好地匹配,重建质量仍有较大的改进空间。

迭代算法和非迭代算法有各自的优势与劣势。现有的ECT图像重建算法的优化方向是提高反演问题的求解精度^[15-16],将空场状态下的灵敏度矩阵作为灵敏度场分布函数重建的先验条件。但ECT系统的敏感场具有欠定和软场的特点,其分布很容易受到被测物场中介质变化的影响。因此,固定的敏感场矩阵不能很好地反映不同流型下的敏感场的分布,图像重建问题仍然是目前ECT系统研究中的一个主要难点。

为此,本文对ECT图像重建系统中敏感场矩阵和介电常数分布矢量的重建过程进行优化,提出一种基于模糊模式识别和敏感场优化的ECT图像重建方法,并通过实验来验证该方法的可行性和有效性。本文的主要创新性工作总结如下:

1) 为了提高不同流型对灵敏度场变化的敏感性,提高ECT图像重建的质量,提出了一种基于模糊模式流型识别的敏感场优化方法。通过流型识别,将传统的固定灵敏度场分布矩阵替换为与流型对应的灵敏度场分布矩阵。

2) 为了减小软场特性的影响,基于优化后的敏感场,提出了一种基于特征提取的敏感场扩充方法。从输入信号中提取特征信息进行数据融合,并通过零填充和随机重组将优化后的敏感场扩展为新的敏感场分

收稿日期: 2024-01-08; 修回日期: 2024-02-08; 录用日期: 2024-02-19; 网络首发日期: 2024-02-29

基金项目: 国家自然科学基金(61871348)、浙江省自然科学基金(LQ21F010014)

通信作者: *wangjingwenhappy@126.com

布矩阵。

3) 为了提高 ECT 系统的图像重建精度,提出了一种基于优化和扩充敏感场的稀疏 ECT 图像重建方法。利用灵敏度矩阵和电容信号的稀疏性构造综合观测方程并进行图像重建,以精确重构 ECT 系统的介电常数分布矢量。

4) 为了验证该方法的可行性和有效性,建立了三维仿真模型,并进行了仿真。利用 COMSOL Multiphysics 软件建立了三维 ECT 系统模型,并获得了用于图像重建的仿真数据。通过比较不同算法的成像效果和性能指标,验证了该方法的性能。

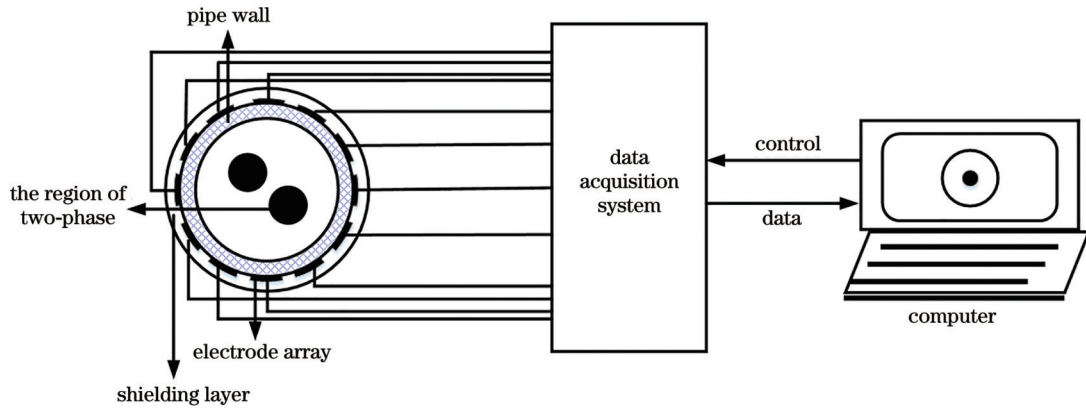


图 1 ECT 系统结构图

Fig. 1 ECT system structure diagram

12 电极 ECT 系统可以获得 66 个独立电容测量值。基于高斯定理计算每个电极处的电容^[18]:

$$Q_j = \oint_{\Gamma_j} \epsilon(x, y) \nabla \varphi(x, y) d\Gamma, \quad (1)$$

式中: Q_j 为第 j 个检测电极板上的电荷量; Γ_j 为围绕电极 j 的任意闭合曲线; $\epsilon(x, y)$ 为待测区域内像素点 (x, y) 对应的介电常数分布; $\varphi(x, y)$ 为待测区域点 (x, y) 对应的电势分布; ∇ 表示梯度运算。

当激励电极板 i 与检测电极板 j 之间的电压为 U_{ij} 时,两极板的电容值可表示为

$$C_{ij} = \frac{Q_{ij}}{U_{ij}}, \quad (2)$$

式中: Q_{ij} 为 i 电极激励时第 j 个检测电极板上的电荷量。

ECT 系统中的灵敏度矩阵 \mathbf{S} 可以反映物场介电常数分布的变化与测量电容值的变化之间的对应关系。本文采用电位分布法来计算电极 i 和电极 j 之间的灵敏度场,表达式如下:

$$S_{ij}(x, y) = \frac{\Delta C_{ij}}{\Delta \epsilon} \approx -\frac{\int \nabla \varphi_i \nabla \varphi_j ds}{V^2}, \quad (3)$$

式中: ΔC_{ij} 为两极板的电容值变化量; $\Delta \epsilon$ 为介电常数变化量; φ_i 为电极板 i 为激励电极时的闭合通道内场域的电势; φ_j 为电极板 j 为激励电极时的闭合通道内场域的

2 ECT 技术原理

ECT 系统^[17]主要由三部分组成:空间阵传感器、数据采集处理电路和上位机成像系统,如图 1 所示。本文中的传感器是由均匀分布在圆形管道周围的激励/检测电极组成的 12 电极传感器阵列,施加激励电压以获得感应信号。数据采集是对传感器中检测电极上的感应信号的快速实时采集。信号处理是用采集的数据来反映测量信号的灵敏度。主计算机成像系统使用图像重建算法将敏感场的介电常数分布转换为视觉图像。

电势; V 为激励电极 i 与检测电极 j 之间的电压值; v 为激励电极 i 与检测电极 j 之间的闭合通道场域。

介电常数分布 $\epsilon(x, y)$ 和电容 C_{ij} 之间的关系满足

$$C_{ij} = \iint_D S_{ij}(x, y) \epsilon(x, y) dx dy, \quad (4)$$

式中: D 为被测区域的面积。从式(4)可以看出, C_{ij} 与 $S_{ij}(x, y)$ 不是呈线性关系,只有在细分像素的数量足够的情况下二者才能近似为线性关系。通常使用有限元方法将测量区域划分为足够数量的像素,以使两者近似为线性关系^[19]:

$$\mathbf{C} = \mathbf{S} \mathbf{g}, \quad (5)$$

式中: \mathbf{C} 是大小为 $m \times 1$ 的测量电容矢量, m 为测量电极板之间的组合对数; \mathbf{S} 是大小为 $m \times n$ 的系统敏感场矩阵, n 为被测区域划分的像素个数; \mathbf{g} 是大小为 $n \times 1$ 的介电常数分布矢量。

灵敏度矩阵、测量电容矢量和介电常数分布矢量的构建直接影响 ECT 系统图像重建的质量。为了减小软场特性、非线性等对重建算法的影响,对灵敏度矩阵和电容矢量进行归一化运算是一种有效的方法,两者的归一化表达式如下:

$$S_{m,n_j} = \frac{S_{mn}}{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n S_{mn}}, \quad (6)$$

$$c_{n_{ij}} = \frac{c_{ij} - c_L}{c_H - c_L}, \quad (7)$$

式中： c_H 和 c_L 分别为当成像区域充满大介电常数和小介电常数材料时的电容。

通过 ECT 系统获得测量电容矢量和灵敏度矩阵等先验信息,通过图像重构算法即可得到介电常数分布矢量,并将该矢量转化为可视化图像。图像重构算法的优劣关系到最终的成像效果,一种好的图像重构方法在成像性能指标上都有较好的表现。

3 基于模糊模式识别的敏感场优化

现有的 ECT 图像重建算法通常针对反演过程或介电常数分布矢量 \mathbf{g} 的计算方法进行优化,并达到一定的改进效果。在反向求解介电常数分布矢量 \mathbf{g} 时,现有的大多数算法都使用固定的灵敏度矩阵(如空场灵敏度矩阵)进行运算。然而,由于 ECT 系统的软场特性,即不同介质分布的变化将引起敏感场的变化,在

不同流型下,物场的每个位置对激励信号的灵敏度不同,这导致敏感场的分布函数和固定敏感场矩阵之间存在较大的误差,大大影响了 ECT 系统图像重建的成像精度。

图 2 分别显示了激励电极和检测电极在满管状态、空管状态、环形流状态和核心流状态下的敏感场分布。从图中可以看出,在不同的流型分布条件下,同一电极对之间的灵敏度场与相同位置的固定灵敏度场不同。当管道内有介质时,相应位置的灵敏度场也会发生变化。不同流型的灵敏度场随管内介质分布的变化而变化,而固定灵敏度场在介质分布变化时保持不变。正是这种误差的存在大大降低了基于各种优化算法的重建图像质量。因此,基于 ECT 系统敏感场的软场特性,采用模糊模式流型识别方法对敏感场进行改进,以提高不同流型下敏感场分布函数的精度,进而满足不同流型下重建图像的高精度质量要求。

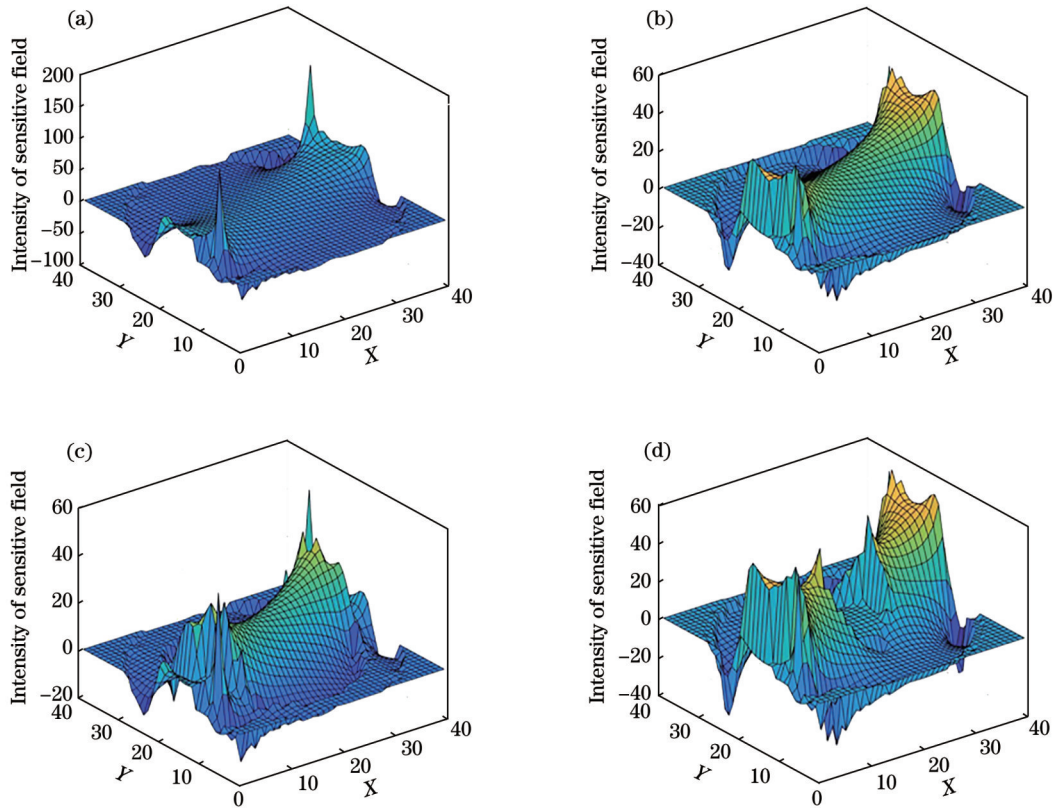


图 2 不同流型下的敏感场分布图。(a)满管;(b)空管;(c)环形流;(d)核心流

Fig. 2 Distributions of sensitivity field under different flow patterns. (a) Full pipe; (b) empty pipe; (c) annular; (d) core

3.1 基于模糊模式的 ECT 流型识别

模糊数学用模糊集合理论来定量描述事物的模糊性,模糊模式识别法即采用模糊数学理论实现模式的识别。根据两相流流型的随机和模糊特性,将 ECT 流型识别问题转化为一个多因素的模糊模式识别^[20]问题。

本文被测区域(成像区域)的范围是圆形管道的横截面,它的形状是一个圆形。在运用有限元软件对成

像区域采用小正方形有限元划分像素时,由于该形状是圆形,对边缘划分时会出现锯齿状,导致边缘划分像素不均匀,最终造成成像图像边缘模糊。本文根据 ECT 得到的图像进行流型识别,图像成像边缘的不清晰会大大降低流型识别的准确率。因此,为了让重建图像清晰,将成像区域用正方形有限元进行划分,划分像素为 1600 pixel,如图 3 所示。

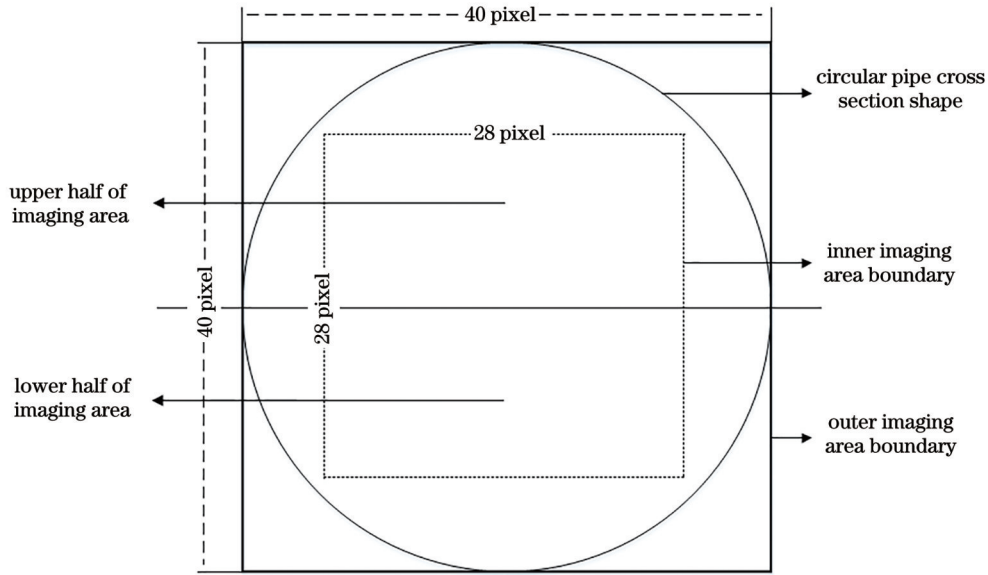


图 3 成像区域像素划分示意图

Fig. 3 Schematic diagram of pixel division of imaging area

ECT 图像重构的问题是通过测量电容矢量 \mathbf{C} 求解介电常数分布矢量 \mathbf{g} 的过程,为了快速得到成像图像的像素划分,本文选取 LBP 算法计算介电常数分布矢量 \mathbf{g} :

$$\mathbf{g} = \mathbf{S}^T \mathbf{C}, \quad (8)$$

式中: \mathbf{S} 是大小为 $m \times n$ 的固定空场敏感场矩阵,从划分像素的个数可知 $n = 1600$ 。

为了确定输入信号的流型类型并选择合适的灵敏度矩阵,有必要建立标准流型的灵敏度矩阵库。选择典型的 h 种流型作为标准流型(如层流、核心流、环流等)样本,在 ECT 仿真中,基于电位分步法获得每个流型对应的灵敏度矩阵 $\mathbf{S}_i (i = 1, 2, \dots, h)$,以形成灵敏度矩阵库 ϕ :

$$\phi = [\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_h]. \quad (9)$$

同时,通过多物理仿真软件 COMSOL 获得 h 种标准流型状态下对应的电容矢量,并采用最大和最小归一化对电容矢量进行归一化,得到 h 个标准流型归一化的电容矢量样本。将这 h 个标准流型的电容矢量样本代入成像算法,获得初始重建图像区域。

在两相流中,各个流型(层流、环流、核心流和泡沫流等)的分布情况是随着介质的流动而发生变化的,可

根据流型的这种随机和模糊特性将重建截面图像(图 3)的 3 个统计特征作为模糊判别变量:1)整个划分成像区域的图像平均灰度值 x_1 ;2)位于划分成像区域的上半部分 800 pixel 平均灰度与位于划分成像区域的下半部分 800 pixel 平均灰度之差的绝对值 x_2 ;3)将整个成像区域划分为内外两层,外层部分 816 pixel 平均灰度与内层部分 784 pixel 平均灰度之差的绝对值 x_3 。本文选取正态模糊分布函数作为隶属度函数的结构形式,将流型判别问题归纳为一个多因素模糊模式识别问题。

Y_1 (第 1 种相流)、 Y_2 (第 2 种相流)、 Y_3 (第 3 种相流)为判别的 3 个标准模式,所识别的流型总体可包括于这 3 个模式中。 x_1, x_2, x_3 为判别的 3 个模糊变量, $\omega = \{x_1, x_2, x_3\}$ 为待流型识别模式。本文选取的隶属函数如下:

$$\omega = \exp \left[- \left(\frac{x - a}{\sigma} \right)^2 \right], \quad (10)$$

式(10)中变量参数 a 与 σ 由人工设定。

每个标准模式与 3 个模糊特征相对应的隶属度函数集为

$$Y_i: \omega_i = \left\{ \omega_i^{(1)}, \omega_i^{(2)}, \omega_i^{(3)} \right\} = \left\{ \exp \left[- \left(\frac{x_1 - a_{i1}}{\sigma_{i1}} \right)^2 \right], \exp \left[- \left(\frac{x_2 - a_{i2}}{\sigma_{i2}} \right)^2 \right], \exp \left[- \left(\frac{x_3 - a_{i3}}{\sigma_{i3}} \right)^2 \right] \right\}, i = 1, 2, 3. \quad (11)$$

待识别模式 ω 相对于标准模式 Y_1, Y_2, Y_3 的隶属度函数为

$$\omega_{Y_i} = S_i \left\{ \omega_i^{(1)}(x_1), \omega_i^{(2)}(x_2), \omega_i^{(3)}(x_3) \right\}, \quad (12)$$

式中: $S_i \{ \cdot \}$ 为 3 个模糊特征给出的综合函数,它表示总体评价。

取综合函数的求和映射形式,则待识别模式的隶属度为

$$\omega_{Y_i} = \frac{1}{3} \left\{ \exp \left[- \left(\frac{x_1 - a_{i1}}{\sigma_{i1}} \right)^2 \right] + \exp \left[- \left(\frac{x_2 - a_{i2}}{\sigma_{i2}} \right)^2 \right] + \exp \left[- \left(\frac{x_3 - a_{i3}}{\sigma_{i3}} \right)^2 \right] \right\}, \quad (13)$$

分别计算出 ω_{Y_1} 、 ω_{Y_2} 、 ω_{Y_3} , 得到

$$\omega = \max\{\omega_{Y_1}, \omega_{Y_2}, \omega_{Y_3}\}, \quad (14)$$

最后根据最大隶属度原则判别当前管道被测场域的截面图像表示哪种流型。

3.2 流型识别实施过程

基于模糊模式的 ECT 流型识别的主要步骤如下:

1) 通过多物理场仿真软件 COMSOL 获取 66 个测量电容数据, 并进行初始图像重建; 2) 根据重建图像区域获取模糊特征 x_1, x_2, x_3 , 并用模糊模式流型识别得到隶属度 ω_{Y_1} 、 ω_{Y_2} 、 ω_{Y_3} 的值; 3) 根据最大隶属度原则判断流型(若 ω_{Y_1} 最大则属于第 1 相流, 包括泡状流和 2/3 层流, 此时可根据成像图像区域上半部像素灰度值之和与下半部像素灰度值之和的比值 β_{Y_1} 来进一步判定流型是泡状流还是 2/3 层流; 若 ω_{Y_2} 最大则属于第 2 相流, 包括 1/2 层流和 1/3 层流, 此时可根据成像图像区域上半部像素灰度值之和与下半部像素灰度值之和的比值 β_{Y_2} 来进一步判定流型是 1/2 层流还是 1/3 层流; 若 ω_{Y_3} 最大则属于第 3 相流, 包括环流和核心流, 此时可根据成像图像区域划分的内部像素灰度值之和与外部像素灰度值之和的比值 β_{Y_3} 来进一步判定流型是环流还是核心流。其中, β_{Y_1} 、 β_{Y_2} 、 β_{Y_3} 根据大量样本实验得出); 4) 对于满管流和空管流, 在图像重建后获取模糊特征时即可被判断出; 5) 流型识别完成后, 即可在建立的敏感场库中选取所属流型的灵敏度矩阵。

基于模糊模式的 ECT 流型识别过程如图 4 所示。

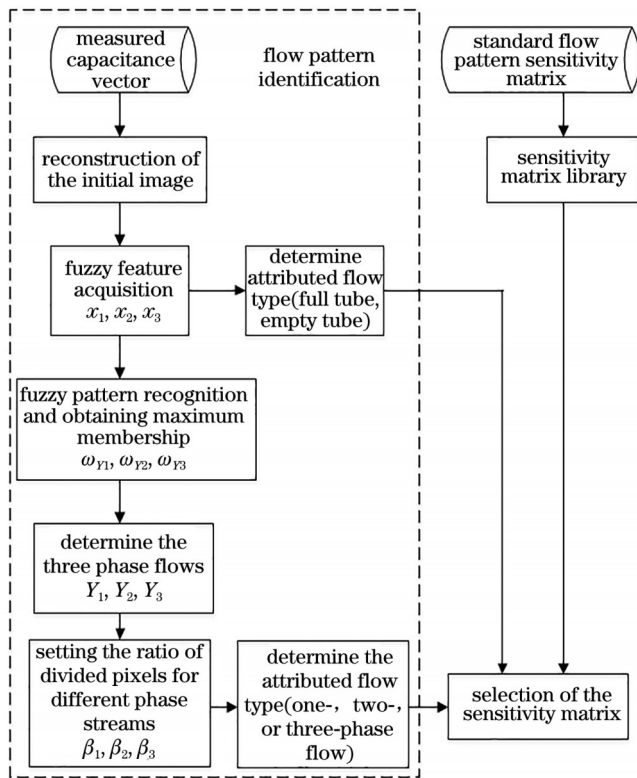


图 4 流型识别流程图

Fig. 4 Flow chart for flow pattern identification

4 基于敏感场扩充的稀疏 ECT 图像重建

通过流型识别来优化敏感场, 从 ECT 的软场特性出发, 根据流型识别选择相应的敏感场并代替原来的固定敏感场, 用于后续的图像重建。在优化敏感场的基础上, 对原始数据进行了补充, 从近似解中提取特征信息并进行数据融合, 并进行零填充和随机重组, 扩展敏感场矩阵分布和测量电容矢量分布。最后, 利用优化和扩展后的敏感场分布矩阵和扩展后的电容矢量构建综合观测方程, 求解该方程并重构出介电常数分布矢量, 最终进行图像重建。

4.1 特征提取下敏感场的扩充

典型的 ECT 系统通常由围绕管道传感器的 8 个或 12 个激励电极组成, 为了增加电容测量数据, 本文选择了 12 个电极的传感器, 可以获得 66 个独立电容测量值。为了使重建的图像可见, 将测量区域划分为 40×40 的网格。此时, 电容数据量为 66, 敏感场矩阵的大小为 40×40 , $M/N=0.04125$ (M 为测量电容的数量, 即 66 个; N 代表敏感场矩阵的维数, 即 1600) 的采样率太低, 降低了重建信号的精度。基于信号采样率的方程, 发现有两种方法可以提高采样率: 一种是增加电容数据的数量, 即增加传感器中检测电极的数量; 另一种是减小被测区域的网格大小。这两种方法都不理想。

在此基础上, 通过扩展原始敏感场的信息来提高图像重建的质量, 从而提高重建信号的精度。介电常数矢量近似解的特征信息包括两个方面: 一方面是测量矩阵可以视为敏感场矩阵; 另一方面是可以将测量矢量视为电容矢量。通过将测量矩阵合并到新的敏感场矩阵中来进一步扩展原始敏感场矩阵的大小。根据式 (5), 当敏感场矩阵的大小改变时, 电容矢量大小需要在任何时候改变。因此, 测量矢量被合并到原始电容矢量中, 扩展其大小以对应于敏感场矩阵的大小, 使其成为新的测量电容矢量。与前一个相比, 导出的新介电常数矢量在大小上得到扩展, 并且 M/N 的采样率增加, 同时划分测量区域的网格数量保持不变, 从而提高了重构信号的精度。

有限新息率 (FRI) 采样理论^[21-22] 是一种亚奈奎斯特采样理论, 利用它来提取特征信息^[23]。首先, 选择 Tikhonov 正则化算法来找到介电常数矢量的近似解, 并将其建模为狄拉克脉冲序列信号 (FRI 信号) $g(x)$:

$$g(x) = \sum_{l=0}^{L-1} a_l \delta(x - x_l), \quad (15)$$

式中: $x = 1, 2, \dots, n$ 为像素的位置; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; $a_l \in [0, 1]$, 它表示像素 x_l 的介电常数; L 为 $g(x)$ 的介电常数中非零值的个数。

在 FRI 信号建模之后, 需要进行 FRI 采样, 即对

FRI 信号进行滤波和等间隔采样。选取指数再生核 $\varphi(x)$ 对 $g(x)$ 进行滤波, 对其进行均匀采样, 可以得到 k 个样本值 y_k 如下:

$$y_k = \left[g(x) * \varphi_e \left(\frac{-x}{T} \right) \right] \Big|_{x=kT} = \sum_{l=0}^{L-1} a_l \varphi_e \left(\frac{x_l}{T} - k \right), \quad (16)$$

式中: T 为采样间隔; $*$ 代表卷积运算; φ_e 代表指数再生核。

从 FRI 采样样本中用样条系数 $b_{m,k}$ 对 y_k 进行加权求和, 计算出测量值, 获得信号矩阵参数方程如下:

$$\begin{bmatrix} \tau_0 \\ \tau_1 \\ \vdots \\ \tau_{M-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp\left(\alpha_0 \frac{1}{T}\right) & \exp\left(\alpha_0 \frac{2}{T}\right) & \cdots & \exp\left(\alpha_0 \frac{N}{T}\right) \\ \exp\left(\alpha_1 \frac{1}{T}\right) & \exp\left(\alpha_1 \frac{2}{T}\right) & \cdots & \exp\left(\alpha_1 \frac{N}{T}\right) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \exp\left(\alpha_{M-1} \frac{1}{T}\right) & \exp\left(\alpha_{M-1} \frac{2}{T}\right) & \cdots & \exp\left(\alpha_{M-1} \frac{N}{T}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \vdots \\ g_N \end{bmatrix}, \quad (18)$$

将式(18)改写成如下矩阵形式:

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{E} \mathbf{g}, \quad (19)$$

式中: $\boldsymbol{\tau} = [\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{M-1}]^T \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为 FRI 观测矩阵; $\mathbf{g} = [g_0, g_1, \dots, g_N]^T$ 为大小为 $N \times 1$ 的介电常数分布矢量;

$$\mathbf{E} = \text{diag} \left\{ \exp\left(\alpha_m \frac{1}{T}\right), \exp\left(\alpha_m \frac{2}{T}\right), \dots, \exp\left(\alpha_m \frac{N}{T}\right) \right\}_{m=0}^{M-1}$$

为构成的 FRI 测量矩阵。

由于式(5)和式(19)都是对 ECT 系统中介电常数分布矢量 \mathbf{g} 的一个多维观测, 所以可以将这两个观测方程相结合, 得到一个新的综合观测方程:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \boldsymbol{\tau} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{S} \\ \mathbf{E} \end{bmatrix} \mathbf{g}. \quad (20)$$

因此, 可以将来自特征信息的测量矩阵 \mathbf{E} 合并到原始敏感场矩阵 \mathbf{S} 中, 扩展其为新的敏感场矩阵 \mathbf{S}_{new} ; 将特征信息的测量矩阵 $\boldsymbol{\tau}$ 合并到原始电容矢量 \mathbf{C} 中, 将原始电容矢量扩展为新的测量电容矢量 \mathbf{C}_{new} , 两者的表达式如下:

$$\mathbf{S}_{\text{new}} = \begin{bmatrix} \mathbf{S} \\ \mathbf{E} \end{bmatrix}, \mathbf{C}_{\text{new}} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \boldsymbol{\tau} \end{bmatrix}. \quad (21)$$

ECT 系统的逆问题求解是病态的, 电容传感器的数量非常少, 并且作为测量矩阵的敏感场分布矩阵的像素数量远大于测量的电容数量, 这导致低采样率和较低的重建精度。通过零矢量展开来添加虚拟电极, 通过构建综合稀疏观测方程获得更多的测量电容数量。在零矢量填充之后, 为了对 ECT 系统进行稀疏重建, 需要对已扩充的敏感场分布矩阵进行再一次的填充, 得到最新的敏感场矩阵 $\mathbf{S}_{\text{newest}}$ 。

4.2 ECT 图像重建

ECT 系统的灵敏度矩阵的元素由每个像素和任

$$\tau_m = \sum_k b_{m,k} y_k = \sum_{l=0}^{L-1} a_l \exp\left(\alpha_m \frac{x_l}{T}\right), m=0, 1, \dots, M-1, \quad (17)$$

式中: $\tilde{\varphi}_e$ 为 φ_e 的对偶函数, 属于准正交函数; 样条系数 $b_{m,k} = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(\alpha_m x) \tilde{\varphi}_e(x-k) dx$, 可由指数再生的采样核满足的公式得出。

由于指数再生的采样核可再生 $M-1$ 阶, 且 a_l 可将介电常数的值扩展到所有像素点, 因此式(17)可以写成如下矩阵形式:

意两个电极的位置确定。基于流型识别后的灵敏度矩阵, 通过特征提取和零填充扩展为最新灵敏度矩阵 $\mathbf{S}_{\text{newest}}$, 相对应的测量电容矢量也变为综合观测矢量 $\mathbf{C}_{\text{newest}}$ 。因此, ECT 系统的数学模型即综合稀疏观测方程可以改写为

$$\mathbf{C}_{\text{newest}} = \mathbf{S}_{\text{newest}} \mathbf{g}. \quad (22)$$

特征提取下敏感域扩展的方法的原理图如图 5 所示。图 5 中 $\mathbf{S}_{\text{newest}}$ 就是最终扩展出的敏感场矩阵, 它分为 3 个部分, 从上至下由 3 个空隙分开。第 1 部分就是通过流型识别后优化替代原固定敏感场的矩阵, 第 2 部分是补零重组后的矩阵, 第 3 部分是特征提取后的 FRI 观测矩阵 \mathbf{E} 。

ECT 系统中的原始信号, 即测量区域中的介电常数分布是稀疏的, 但对于大多数流型, 介电常数信号的稀疏性不满足要求。因此, 利用正交变换将输入信号转换为稀疏信号:

$$\mathbf{g} = \boldsymbol{\psi} \mathbf{s}, \quad (23)$$

式中: 矩阵 $\boldsymbol{\psi}$ 为 $m \times m$ 的稀疏基; \mathbf{s} 为 $m \times 1$ 的稀疏向量。

稀疏重构问题的关键在于如何求解欠定方程的稀疏解。将 ECT 系统重构问题转化为 L_0 范数^[24] 优化问题, 并通过求解该问题获得稀疏信号 \mathbf{s} 的稀疏解。本文利用正交匹配追踪 (OMP) 算法^[25-26] 解决该问题:

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min \|\mathbf{s}\|_0 \text{ s.t. } \mathbf{C}_{\text{newest}} = \mathbf{S}_{\text{newest}} \boldsymbol{\psi} \mathbf{s}, \quad (24)$$

式中: L_0 范数 $\|\mathbf{s}\|_0$ 表示向量 \mathbf{s} 中非零系数的数目。

在解决上述问题后, 可以获得向量 $\hat{\mathbf{s}}$ 的估计值。通过这种方式将原始介电常数信号的估计转换为

$$\hat{\mathbf{g}} = \boldsymbol{\psi} \hat{\mathbf{s}}. \quad (25)$$

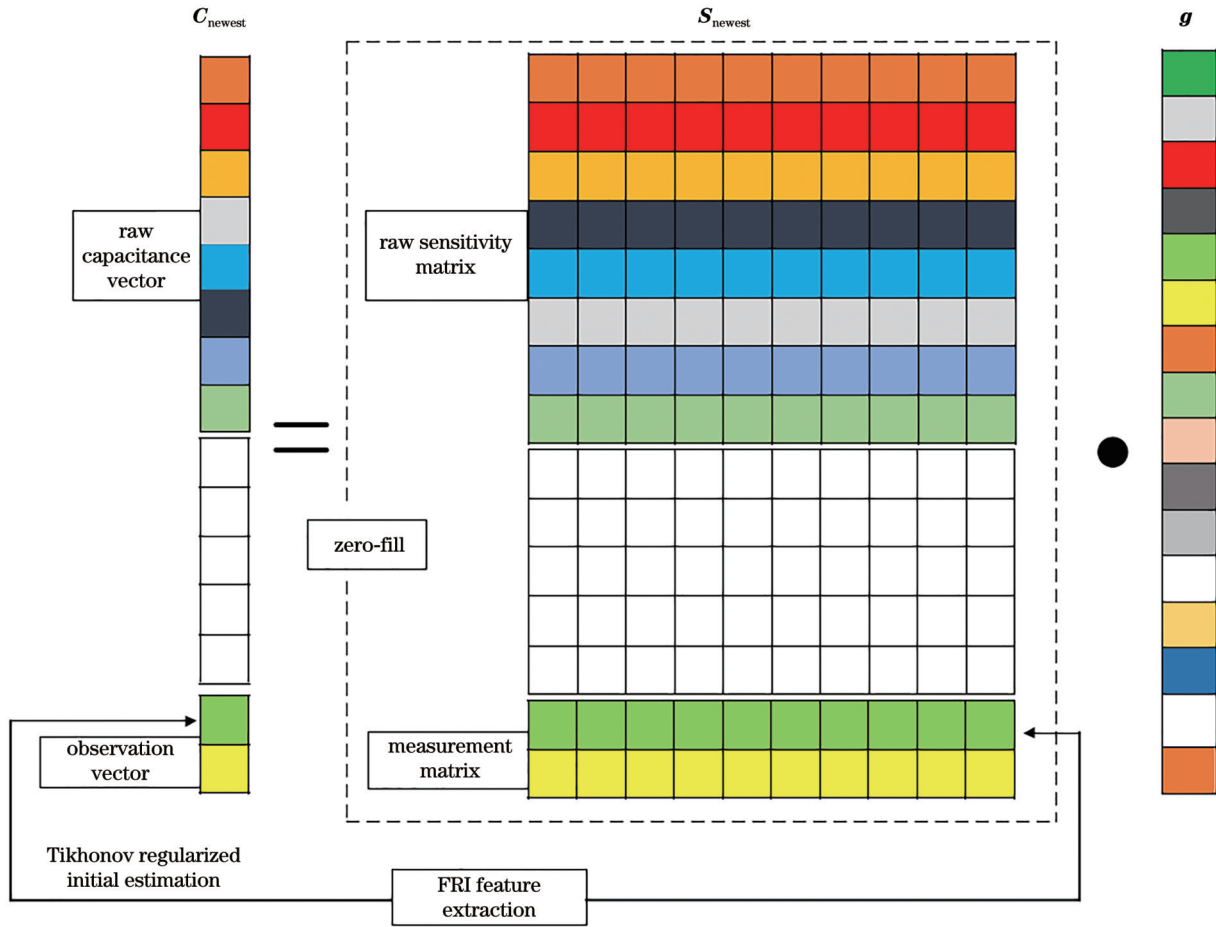


图 5 特征提取下敏感场的扩展方法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the extension method for sensitive domains under feature extraction

5 仿真建模与实验结果分析

5.1 基于 COMSOL 的 ECT 系统三维仿真模型

ECT 系统的图像重建需要获得系统的测量电容数据,因此,需要使用 COMSOL Multiphysics 软件进行三维仿真建模。通过求解所建立的系统模型,获得用于图像重建的电容数据。COMSOL Multiphysics 是一款功能强大的数值模拟软件,适合于大规模应用^[27]。它基于先进的数值方法,支持单物理和多物理耦合建模,能够在单个界面内完成完整的建模过程,其兼容性和良好的连接使物理场景的模拟结果更加逼真,被广泛应用于工业物理模拟分析中。

本文建立的 ECT 系统的三维建模如图 6 所示。使用 COMSOL Multiphysics 软件构建圆形管道,以模拟用于两相流传输的真实管道。整个圆形测量管高为 180 mm,由内向外分为 3 层:最内层为测量区,半径为 32 mm;中间层为管壁,厚度为 5 mm,由聚硅氧烷材料制成;最外层是屏蔽层,厚度为 27 mm,整个屏蔽层由铁质材料制成,以避免测量区域不受周围环境的影响。除了最内层的填充材料外,其余的填充材料都是空气。由铜材料组成的电极传感器均匀分布在

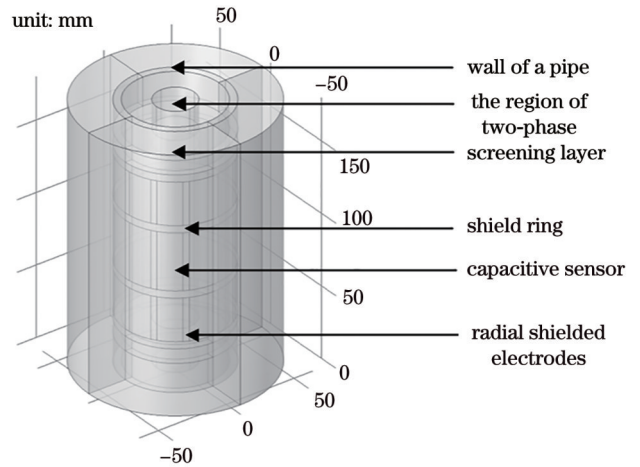


图 6 ECT 系统的 COMSOL 仿真模型图

Fig. 6 COMSOL simulation model of ECT system

管壁上,代表激励/检测电极,它们能够获取测量电容数据。

在本文中,管的最内侧测量区域和管壁的介电常数设置为 3.0,空气的介电常数设置为 1.0。使用激励电压为 1 V 的单电极激励,径向屏蔽电极和屏蔽的电压设置为 0 V。

5.2 实验评价指标

为了直观地验证不同方法的性能,基于图像相关误差、图像相关系数等指标,对不同方法重建的图像结果进行了定量分析。重建图像灰度向量与原始图像灰度向量之间的差异程度被表征为相对图像误差^[28],其计算式如下:

$$\rho_{\text{error}} = \frac{\|\mathbf{g}_1 - \hat{\mathbf{g}}_1\|^2}{\|\mathbf{g}_1\|^2}, \quad (26)$$

式中: \mathbf{g}_1 为原始介电常数分布向量; $\hat{\mathbf{g}}_1$ 为图像重建后的介电常数分布向量。

将重建图像灰度矢量与原始图像灰度矢量之间的线性相关性定义为图像相关系数^[29],其计算式如下:

$$\rho_{\hat{\mathbf{g}}\mathbf{g}} = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{g}}_1 - \bar{\hat{\mathbf{g}}}_1)(\mathbf{g}_1 - \bar{\mathbf{g}}_1)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{g}}_1 - \bar{\hat{\mathbf{g}}}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\mathbf{g}_1 - \bar{\mathbf{g}}_1)^2}}, \quad (27)$$

式中: $\bar{\mathbf{g}}_1$ 为向量 \mathbf{g}_1 的平均值; $\bar{\hat{\mathbf{g}}}_1$ 为向量 $\hat{\mathbf{g}}_1$ 的平均值。

5.3 流型识别实验结果

为了验证本文提出的基于模糊模式流型识别方法的有效性,对不同信噪比的识别成功率进行了统计实验。选择无噪声、60 dB 和 40 dB 3 种情况进行比较。在测试电容样本中添加不同的噪声,进行初始图像重建,完成流型识别的准确率统计。表 1 显示了使用所提出的方法进行 ECT 的几种常见流型识别准确率的实验统计结果。

表 1 基于模糊模式的 ECT 流型识别统计结果

Table 1 Statistical results of ECT flow pattern identification based on fuzzy mode

Flow pattern	Identification accuracy / %		
	Noise free experiment	Noise is 60 dB	Noise is 40 dB
1/3 laminar	100	100	100
1/2 laminar	100	100	100
2/3 laminar	100	100	98
Annular	100	100	100
Core	100	100	100
Bubble	100	98	92
Empty pipe	100	100	100
Full pipe	100	100	100

根据表 1,计算得到在无噪声以及 60 dB 和 40 dB 的高斯白噪声下,平均识别准确率分别为 100%、99.75% 和 98.75%。流型识别的精度随着信噪比的降低而降低,但总体上该方法具有较高的识别精度和抗噪声鲁棒性,结果证明了基于模糊模式的 ECT 流型识别方法的有效性。

作为示例,表 2 显示了在这 3 种情况下流型识别成功的样本中挑选 40 dB 高斯白噪声下的流型识别结果的模糊特征参数。图 7 给出了 6 种常见流型在 40 dB 高斯白噪声下的初始重建图像和两张原始流型(空管流和满管流),每张重建图像显示的面积为 3 cm × 3 cm。

表 2 基于模糊模式的 ECT 流型识别模糊特征参数

Table 2 Fuzzy characteristic parameters of ECT flow pattern identification based on fuzzy mode

Experimental flow pattern	Fuzzy feature parameter value			Value of affiliation			Flow pattern identification result
	x_1	x_2	x_3	ϖ_{Y_1}	ϖ_{Y_2}	ϖ_{Y_3}	
1/3 laminar	0.173	0.343	0.057	0.451	0.567	0.406	1/3 laminar [Fig. 7(a)]
1/2 laminar	0.335	0.584	0.114	0.350	0.447	0.273	1/2 laminar [Fig. 7(b)]
Annular	0.304	0.086	0.234	0.471	0.194	0.527	Annular [Fig. 7(c)]
Core	0.267	0.001	0.455	0.532	0.165	0.753	Core [Fig. 7(d)]
2/3 laminar	0.631	0.356	0.365	0.280	0.261	0.266	2/3 laminar [Fig. 7(e)]
Bubble	0.501	0.094	0.530	0.496	0.188	0.494	Bubble [Fig. 7(f)]
Full pipe	0.788	0.002	—	—	—	—	Full pipe [Fig. 7(g)]
Empty pipe	0.003	0.005	0.004	—	—	—	Empty pipe [Fig. 7(h)]

5.4 不同算法下的图像重建仿真

在完成流型识别性能实验后,选择了 6 种常见的介电常数分布流型进行仿真。本文将管道的介电常数

和内管中被测流态的介电常数分别设置为 2.4 和 3.0,空气的介电常数设置为 1.0,激励电压设置为 5 V,径向屏蔽电极和屏蔽罩的电压设置为 0 V。测量模式采

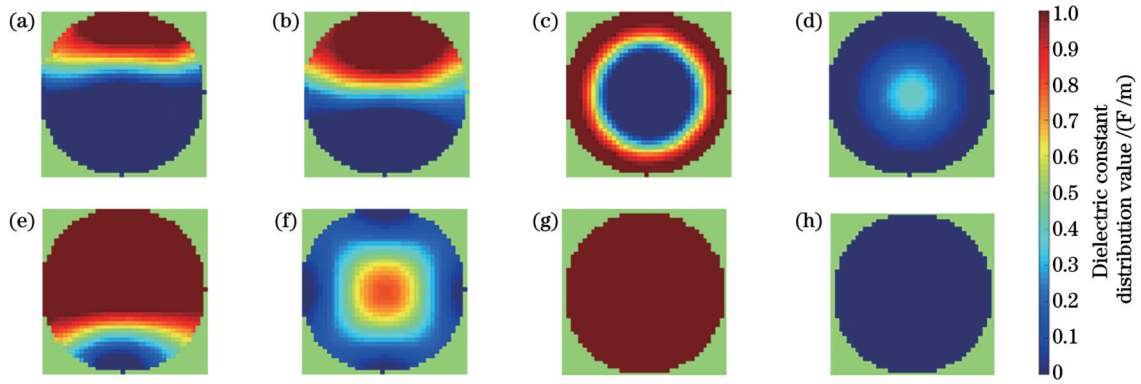


图 7 初始重建图像与空满管原始流型(对照表 2 流型识别结果)

Fig. 7 Initial reconstructed images and original flow patterns of empty and full tubes (corresponding to the flow pattern identification results in Table 2)

用单电极激励、单电极测量的方式。此外,为了验证本文所提出的基于敏感场优化和扩充的稀疏 ECT 图像重建方法的性能,将 Landweber 迭代算法、Tikhonov 正则化算法、Kalman 滤波算法、CGLS 迭代算法和本文所提方法在不同流态下的重建结果进行对比,并计算各自的性能指标。

Landweber 迭代算法的迭代次数为 10000, Tikhonov 正则化算法中的正则化参数 α 设为 0.01, Kalman 滤波算法的迭代次数为 5, CGLS 迭代算法^[30]的迭代次数为 1000。在实验中,迭代次数是根据算

法的收敛速度和重建质量来调整,以找到最佳的平衡点。为了简化各算法对成像重构效果和成像性能指标的比较过程,根据大量的样本实验对这些算法设置一个固定的迭代次数。在正交变换中,稀疏矩阵 ψ 为离散余弦变换(DCT)基,将指数再生核的阶数 $M-1$ 设为 3,即 $M=4$,采样点个数 N 设置为 100。在 40 dB 高斯白噪声下,将选取的算法与本文所提出的重建方法的成像结果和性能指标进行对比。不同算法的成像效果对比如图 8 所示,每张重建图像显示的面积为 $2\text{ cm} \times 2\text{ cm}$ 。

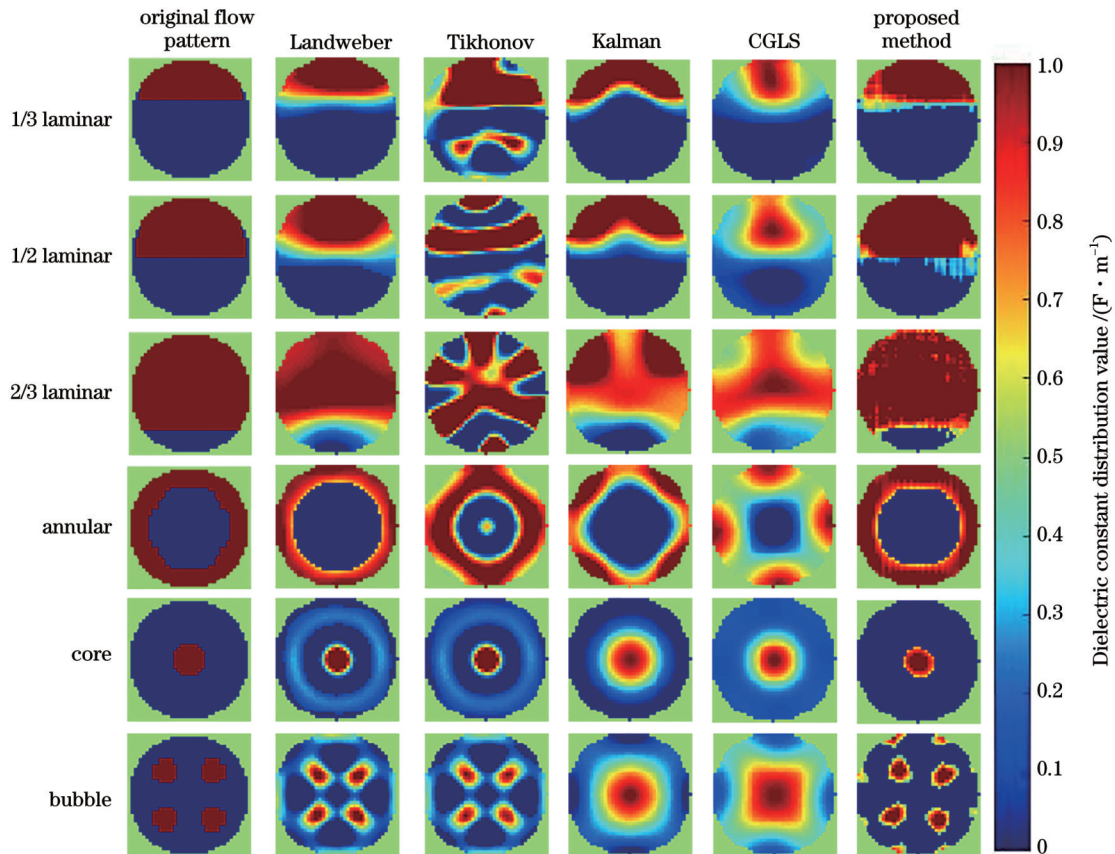


图 8 仿真中不同算法的重建图像

Fig. 8 Reconstructed images of different algorithms in simulation

为了定量分析本文所提图像重建方法的性质指标,表 3 和表 4 分别给出了 5 种算法重建图像的相对误差和相关系数。

表 3 5 种算法重建图像的相对误差
Table 3 Relative error of image reconstruction by five algorithms

Algorithm	Relative error					
	1/3 laminar	1/2 laminar	2/3 laminar	Annular	Core	Bubble
Landweber	0.246	0.260	0.192	0.282	0.450	0.443
Tikhonov	0.519	0.549	0.372	0.393	0.405	0.438
Kalman	0.358	0.399	0.273	0.256	0.759	0.757
CGLS	0.389	0.400	0.286	0.366	0.681	0.925
Proposed method	0.178	0.115	0.084	0.183	0.300	0.406

表 4 5 种算法重建图像的相关系数
Table 4 Correlation coefficients of reconstructed images by five algorithms

Algorithm	Correlation coefficient					
	1/3 laminar	1/2 laminar	2/3 laminar	Annular	Core	Bubble
Landweber	0.915	0.886	0.833	0.790	0.799	0.679
Tikhonov	0.695	0.434	0.307	0.650	0.832	0.680
Kalman	0.835	0.782	0.740	0.841	0.666	0.190
CGLS	0.840	0.824	0.749	0.713	0.761	0.189
Proposed method	0.941	0.949	0.928	0.902	0.895	0.699

为了使实验结果更加直观可见,将表格数据以直方图的形式呈现,如图 9 和图 10 所示。

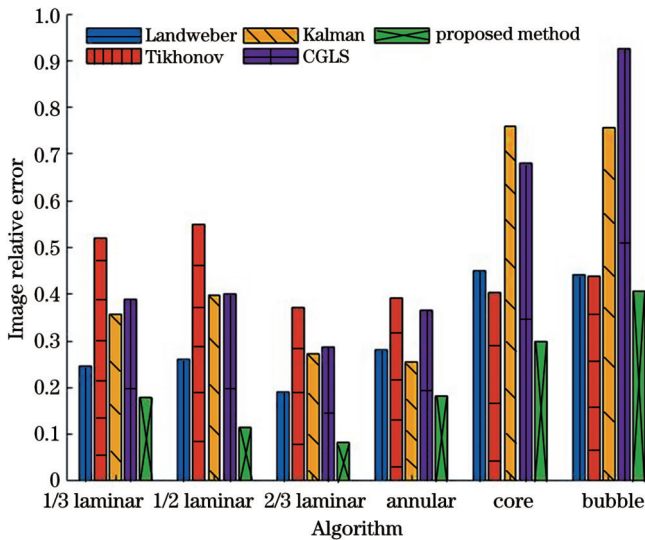


图 9 不同算法的图像相对误差直方图

Fig. 9 Image relative error histogram of different algorithms

从不同算法对某一流型重构的图像发现各个算法在成像图像的边缘上存在虚假的高亮伪影。为了区分伪影和信号,首先通过控制实验条件采集已知流型的标准样本,并进行成像显示(原始流型图像),从原始流型图像可以很清晰地看出物质的分布状态和边缘边界。然后,利用在同一实验条件下采集的不同

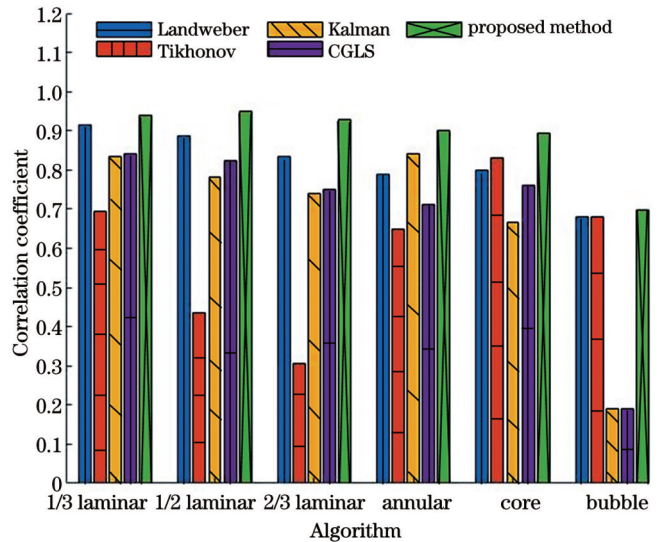


图 10 不同算法的图像相关系数直方图

Fig. 10 Histogram of image correlation coefficients for different algorithms

流型的测量电容数据,使用不同算法与本文方法对这些流型的图像进行重建。最后,基于图像重构的效果以及图像相关系数和图像相对误差等图像质量评估指标进行量化分析,观察伪影是否导致这些指标的显著降低。

从图像重构的结果来看,本文所提出的基于敏感场优化和扩充的稀疏重建的 ECT 成像效果相比对比

算法更好,更接近原始流型图像。从重建图像相对误差和相关系数的结果来看,本文方法相较于其他 4 种算法相关误差最小,相关系数最大,这表明该方法大幅度提高了图像重建精度,重建图像最接近原始流型的介电常数分布。综上所述,本文所提的方法在相同实验条件下可以获得更高的 ECT 图像重建质量与精度。

6 结 论

为了提高 ECT 图像重建的精度,本文提出了基于模糊模式识别和敏感场优化的 ECT 图像重建方法,该方法将敏感场的优化与图像重建过程相结合。通过选取流型所对应的敏感场矩阵进行扩充,从近似解中提取特征信息并进行数据融合,进行零填充和随机重组,以扩展敏感场矩阵分布和测量电容矢量分布。通过构造综合观测方程,实现介电常数分布矢量的求解。此外,还利用 COMSOL 软件建立 ECT 三维仿真模型,获取敏感场矩阵和测量电容矢量,并进行流型识别实验、仿真图像重建实验与成像性能指标计算。流型识别结果表明该方法具有较高的识别精度和抗噪声鲁棒性,也证明了基于模糊模式的 ECT 流型识别方法的有效性。图像重构和成像性能指标的结果表明本文所提方法在相同实验条件下可以获得更好的 ECT 图像重建质量,为图像重建优化算法效果最优化提供了一种方法和思路。

参 考 文 献

- [1] Sun S J, Lu X P, Xu L J, et al. Real-time 3-D imaging and velocity measurement of two-phase flow using a twin-plane ECT sensor[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4504210.
- [2] Lei J, Liu Q B. Difference of convex functions programming with machine-learning prior for the imaging problem in electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(12): 7535-7547.
- [3] Tian Y, Cao Z, Hu D, et al. A fuzzy PID-controlled iterative calderon's method for binary distribution in electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4502911.
- [4] Yang D Y, Liu L J, Feng W X. Experimental investigation of an internally circulating fluidized bed with 32-electrode electrical capacitance volume tomography[J]. *Measurement*, 2018, 127: 227-237.
- [5] Li X X, Jaworski A J, Mao X A. Bubble size and bubble rise velocity estimation by means of electrical capacitance tomography within gas-solids fluidized beds[J]. *Measurement*, 2018, 117: 226-240.
- [6] Meribout M, Saied I M. Real-time two-dimensional imaging of solid contaminants in gas pipelines using an electrical capacitance tomography system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(5): 3989-3996.
- [7] Xu F, Deshpande M. Iterative nonlinear Tikhonov algorithm with constraints for electromagnetic tomography[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(3): 707-716.
- [8] 崔小曼, 于凤芹. 利用 Tikhonov 正则化改进移动最小二乘的图像变形算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(23): 231004.
Cui X M, Yu F Q. Moving least squares based image deformation algorithm improved with Tikhonov regularization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(23): 231004.
- [9] Yang Y J, Peng L H. Data pattern with ECT sensor and its impact on image reconstruction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(5): 1582-1593.
- [10] Guo Q, Ye J M, Wang C, et al. An ill-conditioned optimization method and relaxation strategy of landweber for EMT system based on TMR[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 4502409.
- [11] 姚纪阳, 郑晓钊, 李华军, 等. 基于改进 Landweber 算法的光学层析成像研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(16): 1611003.
Yao J Y, Zheng X Z, Li H J, et al. Research on optical tomography based on optimized landweber algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(16): 1611003.
- [12] Wang C, Guo Q, Wang H X, et al. ECT image reconstruction based on alternating direction approximate newton algorithm[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(7): 4873-4886.
- [13] Deabes W, Bouazza K E. Efficient image reconstruction algorithm for ECT system using local ensemble transform Kalman filter[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 12779-12790.
- [14] 杜健准, 张艳喜, 王静静, 等. 核相关/卡尔曼滤波焊缝路径识别新方法研究[J]. *中国激光*, 2022, 49(2): 0202009.
Du J Z, Zhang Y X, Wang J J, et al. Weld path identification based on kernel correlation/Kalman filters[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(2): 0202009.
- [15] Liu X, Wang Y. An improved conjugate gradient image reconstruction algorithm for electromagnetic tomography[J]. *Sensing and Imaging*, 2022, 23(1): 5.
- [16] Wang Y, Sun S J, Tian Y, et al. Image reconstruction based on fuzzy adaptive Kalman filter in electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4506010.
- [17] 马敏, 王春波. 极间距可调的 ECT 系统差分传感器设计[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(5): 0528004.
Ma M, Wang C B. Design of differential sensors for ECT system with adjustable electrode spacing[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(5): 0528004.
- [18] Rasel R K, Gunes C, Marashdeh Q M, et al. Exploiting the Maxwell-Wagner-Sillars effect for displacement-current phase tomography of two-phase flows[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(22): 7317-7324.
- [19] Soleimani M, Yalavarthy P K, Dehghani H. Helmholtz-type regularization method for permittivity reconstruction using experimental phantom data of electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(1): 78-83.
- [20] Xie D, Huang Z, Ji H, et al. An online flow pattern identification system for gas-oil two-phase flow using electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2006, 55(5): 1833-1838.
- [21] Mulleti S, Seelamantula C S. Ellipse fitting using the finite rate of innovation sampling principle[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(3): 1451-1464.
- [22] Naaman H, Mulleti S, Eldar Y C. FRI-TEM: time encoding sampling of finite-rate-of-innovation signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 2267-2279.
- [23] Huang G X, Sun J T, Lu W D, et al. ECT image reconstruction method based on multi-exponential feature extraction[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 5003014.
- [24] 马敏, 刘一斐, 王世喜. 基于近似 L_0 范数的电容层析成像敏感场优化算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(12): 1210025.
Ma M, Liu Y F, Wang S X. Electrical capacitance tomography sensitivity field optimization algorithm based on approximate L_0 norm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(12): 1210025.

- 1210025.
- [25] Wang J, Kwon S, Li P, et al. Recovery of sparse signals via generalized orthogonal matching pursuit: a new analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(4): 1076-1089.
- [26] Li J, Chow P, Peng Y X, et al. FPGA implementation of an improved OMP for compressive sensing reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2021, 29(2): 259-272.
- [27] Tang S S, Chen J, Samant P, et al. Transurethral photoacoustic endoscopy for prostate cancer: a simulation study [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(7): 1780-1787.
- [28] Meribout M, Teniou S. A pipelined parallel hardware architecture for 2-D real-time electrical capacitance tomography imaging using interframe correlation[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2017, 25(4): 1320-1328.
- [29] Guo H B, Liu S, Guo H Q. Hybrid iterative reconstruction method for imaging problems in ECT[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(10): 8238-8249.
- [30] Huang J, Huang T Z, Zhao X L, et al. Two soft-thresholding based iterative algorithms for image deblurring[J]. *Information Sciences*, 2014, 271: 179-195.

ECT Image Reconstruction Based on Fuzzy Mode Recognition and Sensitive Field Optimization

Huang Guoxing¹, Li Chao¹, Wu Zhenhua¹, Wang Jingwen^{1*}, Yuan Taoya², Lu Weidang¹

¹*School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China;*

²*School of Information Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai 264209, Shandong, China*

Abstract

Objective The two-phase flow is widely used in industrial production, and the phenomenon of pipe blocking often occurs in pipeline transportation. It affects the efficiency and stability of production. At this time, it is very important to detect the process parameters of two-phase flow. To realize the detection of two-phase flow parameters without causing damage to the distribution in the measurement area, process tomography (PT) has been developed. As a kind of PT technology, electrical capacitance tomography (ECT) has the advantages of fast imaging speed, simple structure, non-invasive, and high safety performance. It has gradually become a hot spot of research in the development of visualization detection technology. The problem of image reconstruction is at the heart of ECT technology. Due to the serious nonlinearity, under characterization, and soft-field characteristics of ECT systems, ECT image reconstruction cannot be well matched with the corresponding application scenarios. ECT image reconstruction method based on fuzzy mode and sensitive field optimization has better advantages in terms of imaging effects and imaging performance indicators. 1) The sensitivity field distribution matrix corresponding to the flow pattern is selected by fuzzy pattern flow pattern identification. It greatly improves the sensitivity of different flow patterns to changes in the sensitivity field. 2) The sensitive field matrix corresponding to the flow pattern is further expanded by the sensitive field expansion method under feature extraction. It better mitigates the effect of soft field characteristics. In addition, the optimization direction of the existing ECT image reconstruction algorithms is mainly to improve the solution accuracy of the inversion problem, and it is less involved in the optimization of the reconstruction process of the sensitive field matrix and the distribution vector of the dielectric constant in the ECT image reconstruction system. Therefore, the method has good feasibility and applicability and provides a method and idea to optimize the effect of an algorithm for image reconstruction.

Methods We propose an ECT image reconstruction method based on fuzzy pattern recognition and sensitive field optimization for the impact of the soft field characteristics of ECT on the quality of image reconstruction. This approach aims to optimize the reconstruction process of sensitive field matrices and dielectric constant distribution vectors in ECT image reconstruction systems. Firstly, the sensitivity matrix corresponding to the flow pattern attributes is selected by fuzzy pattern flow pattern identification. In this way, the sensitive field has been optimized. Secondly, feature information is extracted from the initial image reconstruction signal for data fusion. Expansion of the optimized sensitive field into a new sensitive field distribution matrix is realized by means of zero-padding and stochastic reorganization. Finally, the synthesized observation equations are constructed for image reconstruction to accurately reconstruct the permittivity distribution vector of the ECT system. In verifying the performance of the method, this method is compared with four selected image reconstruction optimization algorithms (Landweber, Tikhonov, Kalman, CGLS) in terms of imaging effectiveness and imaging metrics.

Results and Discussions We model the 3D ECT system using COMSOL software (Fig. 6) to obtain the measured capacitance data used for the simulation experiments and the sensitive field distribution matrices corresponding to different flow patterns (Fig. 2). The proposed method is shown in the results of fuzzy pattern-based ECT flow pattern identification (Table 1). The average recognition accuracies are 100%, 99.75%, and 98.75% under no noise, 60 dB and 40 dB Gaussian white noise, respectively. This shows that the method has high recognition accuracy and robustness against noise. Six common flow patterns are imaged under 40 dB Gaussian white noise to compare the method of this paper with four optimized algorithms in terms of imaging effect and imaging performance metrics (Fig. 8). This method has a clear image with distinct edges and no serious blurring effect in the imaging effect as seen from the results of the relative errors (Table 3, Fig. 9) and correlation coefficients (Table 4, Fig. 10) of the reconstructed images. The method in this paper has the lowest correlation error and the highest correlation coefficient compared to the other 4 algorithms. This shows that the method substantially improves the image reconstruction accuracy and comes closest to the dielectric constant distribution of the original flow pattern.

Conclusions To improve the accuracy of capacitive tomography image reconstruction, this paper proposes an ECT image reconstruction method based on fuzzy pattern recognition and sensitive field optimization. This method combines the optimization of sensitive fields into the image reconstruction process. The sensitive field of the flow pattern is selected by fuzzy pattern recognition. The feature information is extracted from the approximate solution for data fusion, and zero filling and random recombination are carried out to extend the matrix distribution of the sensitive field and the vector distribution of the measured capacitance. The comprehensive observation equation is constructed to solve the dielectric constant distribution vector. In addition, COMSOL software is used to build a 3D simulation model of ECT to obtain the sensitive field matrix and measure the capacitance vector. It carries out flow pattern identification experiments, simulation image reconstruction experiments, and imaging performance index calculation. The flow pattern identification results show that the method has high recognition accuracy and robustness against noise. This shows the effectiveness of the fuzzy model-based ECT flow pattern identification method. The results from the image reconstruction and imaging performance metrics show that the method proposed in this paper can obtain better ECT image reconstruction quality under the same experimental conditions. It provides a method and idea to maximize the effect of the image reconstruction optimization algorithm.

Key words imaging systems; electrical capacitance tomography; fuzzy pattern recognition; sensitivity field optimization; flow pattern identification; image reconstruction