

DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412643

用于超音速分离流场参数测量的 ECT 图像重建算法优化*

王世伟^{1,2}, 王超², 郭琪³, 丁红兵²

(1. 淮南师范学院机械与电气工程学院 淮南 232038; 2. 天津大学电气自动化与信息工程学院 天津 300072;
3. 天津市特种设备监督检验技术研究院国家市场监管重点实验室(特种设备数字孪生共性技术) 天津 300192)

摘要:针对电容层析成像系统(ECT)用于超音速分离器内气液两相流场参数测量时逆问题病态性导致图像重建质量不高的问题,基于引导图像滤波和正则化理念,提出了一种新的 ECT 图像重建算法。首先分别利用 L_2 正则化和 $L_p(0 < p < 1)$ 正则化对介质分布重建,在此基础上,将 L_2 正则化和 L_p 正则化的重构图像分别作为引导图像滤波的引导图和输入图,进行滤波输出。仿真和实验条件下,所提算法、 L_2 正则化算法和 L_p 正则化算法的图像重建结果表明,前者可以同时结合后两种算法的平滑性和稀疏性优势,重构的介质分布更加准确,图像伪影更少。与其它两种方法相比,重建图像平均相关系数分别提高了 17.01% 和 7.15%。所提算法在 ECT 测量超音速分离器气液两相流场参数方面具有良好应用前景。

关键词: 超音速分离器; 图像重建; ECT 系统; 正则化方法; 引导图像滤波

中图分类号: TH814 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 410.55

Optimization of ECT image reconstruction algorithm for flow field measurement of supersonic separator

Wang Shiwei^{1,2}, Wang Chao², Guo Qi³, Ding Hongbing²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Huainan Normal University, Huainan 232038, Anhui, China; 2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 3. Key Laboratory of Digital Twin Generic Technology in Special Equipment for State Market Regulation (Tianjin Special Equipment Inspection Institute), Tianjin 300192, China)

Abstract: To address the issue of poor image reconstruction quality caused by the ill-conditioned nature of the electrical capacitance tomography (ECT) system for measuring field parameters of gas-liquid two-phase flow in a supersonic separator, a new ECT image reconstruction strategy is proposed. This strategy combines regularization methods with guided image filtering. First, the media distribution image is reconstructed using L_2 regularization and $L_p(0 < p < 1)$ regularization methods separately. The reconstructed images from L_2 regularization and L_p regularization are then used as the guide image and input image for guided image filtering (GIF), respectively, to produce the final output. Simulation and experimental results for various models demonstrate that the proposed algorithm effectively combines the smoothness and sparsity benefits of L_2 and L_p regularization methods. This results in a more accurate media distribution reconstruction with fewer image artifacts. The average correlation coefficient of the reconstructed images increased by 17.01% and 7.15% compared to the L_2 and L_p regularization methods respectively. The proposed method shows promising potential for application in measuring field parameters of gas-liquid two-phase flow in supersonic separators using the ECT system.

Keywords: supersonic separator; image reconstruction; ECT system; regularization method; guided image filtering

0 引言

超音速分离器能够实现高效环保的天然气脱水处理,井口开采的源气首先在旋流叶片的作用下产生强旋流场,然后在 Laval 喷管内加速至超音速,同时气体温度显著降低,导致天然气中的水蒸汽凝结成液滴,液滴在离心力的作用下旋流碰壁形成液膜,并在排液口排出,内芯的干燥气体在扩压器内升压后输。因此,超音速分离器内流场参数的精确测量对于结构优化至关重要^[1]。

电容层析成像 (electrical capacitance tomography, ECT) 技术具有非侵入、成本低、无辐射、不要求流体透明等特点,且时间分辨率可达到毫秒级,已被成功运用于 Twister 型超音速分离器流场参数测量^[2]。其原理是在被测区域周围均匀布置电极,场域内介质分布的变化会导致电极对间电容信号的变化,借助合适的图像重建算法,根据测量得到的电容信号,就可以实现被测区域内介质分布的成像^[3-4]。ECT 系统主要包括传感器、数据采集系统和成像系统 3 部分,成像系统作为其中一个重要环节,直接影响着 ECT 系统的成像质量,进而影响对超音速分离器流场状况判断的准确性。ECT 成像系统中的图像重建是指利用边界测量数据重构场域内介质介电常数分布的过程,该过程由于具有非线性、病态性和欠定性的特点,使得通过图像重建算法研究来提高图像重建质量一直是难点和重点问题之一^[5-6]。

正则化方法可以改善逆问题求解病态性,被广泛用于电学层析成像图像重建,其中应用最为广泛的是 L_2 正则化和 L_1 正则化。Tikhonov 算法是最为经典的 L_2 正则化算法,求解过程简单,解具有平滑性,但在稀疏信号的特征方面不具优势^[7]。Peng 等^[8] 为了提高 Tikhonov 正则化方法用于 ECT 检测时的成像质量,将 LBP (linear back projection) 算法的计算结果作为先验,引入了 Tikhonov 正则化方法的求解过程。Lei 等^[9] 为了提高 ECT 重建图像的分辨率,分别通过扩展目标函数和采用估计两种方式对 Tikhonov 正则化方法进行了优化。基于 L_2 正则化模型的优化,虽然能一定程度上减少伪影,但并未解决其过度平滑特性,当被测区域内介质的分布较为稀疏时,算法性能提高有限。基于 L_1 范数的图像重建具有稀疏性,虽然可以一定程度上克服 L_2 正则化的平滑性,但通常与真实稀疏解 (L_0 的解) 具有较大误差,当模型介质分布复杂时,成像结果不理想。 L_0 范数虽然可以获得稀疏解,但是其求解过程是将信号的非零项位置逐一列出,利用线性组合求解,属于 NP-hard (non-deterministic polynomial-time hardness) 问题^[10]。近年来,有学者证明了 L_p ($0 < p < 1$) 范数能更好的近似 L_0 范数,能够兼顾求解过程的稳定性和稀疏性^[11]。马敏等^[12] 将 L_p

范数引入 ECT 图像重建,并提出一种自适应阈值迭代算法对模型进行求解,提高了图像重建质量。上述对正则化方法的研究要么只针对稀疏性做研究和改进,要么只针对平滑性进行改进。如果能将 L_2 正则化的重建结果和 L_p 正则化的重建结果相结合,使得重建结果兼顾平滑性和稀疏性,就可以进一步提高 ECT 在测量超音速分离器流场参数时的准确性,进而降低判断失误差。

引导图像滤波主要借助引导图对输入图进行滤波处理,使得输出图像在保留输入图像宏观特征的同时,能够结合引导图的纹理部分,可以同时保持图像平滑特性和边缘特性^[13]。该算法目前已被成功用于图像增强^[14]、特征提取^[15]和图像去噪^[16]等,为 L_2 正则化和 L_p 正则化的结合提供了一种新思路。

为了提高 ECT 用于超音速分离流场参数测量时的图像重建质量,通过引导图像滤波将 L_p 正则化和 L_2 正则化结合,提出一种新的图像重建算法。该算法将 L_p 正则化的重构图像作为引导图像滤波的输入图, L_2 正则化的重构图像作为引导图,使得输出图像保留介质分布重构准确性的同时,能够去除图像中的伪影,兼顾平滑性和稀疏性。最后,将该方法用于 ECT 系统图像重建,分别与 L_p 正则化方法和 L_2 正则化方法比较重建图像,验证其在提高图像重建质量的有效性。

1 理论方法

1.1 ECT 逆问题数学模型

对于 ECT 逆问题,边界电容值可以表示为与相对介电常数相关的函数,即:

$$C = f(g) \quad (1)$$

其中, C 为边界测量值,代表电容; g 为电学参数,表示相对介电常数; f 表示 C 和 g 的非线性映射关系。对式(1)进行泰勒展开可得:

$$\Delta C = \frac{df}{dg}(\Delta g) + O(\Delta g) \quad (2)$$

其中, $\frac{df}{dg}$ 表示 C 对 g 变化的敏感程度; $O(\Delta g)$ 表示高阶项。对于 ECT 图像重建,通常假设其测量对象介电常数的扰动较小,进而,忽略式(2)右边的高阶项,边界测量值的变化量与介电常数变化的非线性关系可以被线性化近似为^[17]:

$$\mathbf{S}_{m \times n} \mathbf{g}_{n \times 1} = \mathbf{C}_{m \times 1} \quad (3)$$

式中; \mathbf{S} 为 $m \times n$ 维的灵敏度矩阵; \mathbf{C} 为 $m \times 1$ 维的规则化电容; \mathbf{g} 为 $n \times 1$ 维的规则化相对介电常数; m 为系统的独立边界测量数; n 为重建单元个数。ECT 图像重建就是根据已知的 \mathbf{S} 和 \mathbf{C} ,利用算法求解 \mathbf{g} 。

1.2 L_2 正则化算法

L_2 正则化方法用来求解式(3)的不适定问题,主要原理是用相邻的适定解去逼近原问题的解,其对应数学模型为:

$$\min_g J(\mathbf{g}) = \|\mathbf{Sg} - \mathbf{C}\|_2 + \lambda_1 \|\mathbf{g}\|_2 \quad (4)$$

其中, $\|\mathbf{Sg} - \mathbf{C}\|_2$ 为数据项; $\|\mathbf{g}\|_2$ 为正则化项; $\lambda_1 > 0$ 为正则化参数,可用于调节数据项与正则化项之间的占比。

对式(4)求导并等于0,可表示为:

$$\frac{\partial J(\mathbf{g})}{\partial \mathbf{g}} = 0 \quad (5)$$

联合式(4)和(5)可得^[18]:

$$\mathbf{g} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S} + \lambda_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{C} \quad (6)$$

1.3 L_p 正则化算法

利用 L_p ($0 < p < 1$) 正则化方法求解式(3)时,其对应的目标函数为:

$$J(\mathbf{g}) = \|\mathbf{Sg} - \mathbf{C}\|_{2,p}^p + \lambda \|\mathbf{g}\|_{2,p}^p \quad (7)$$

进而,式(7)对应的最优化模型可表示为如下等价形式,即:

$$\min_g J(\mathbf{g}) = \frac{1}{\lambda} \|\mathbf{Sg} - \mathbf{C}\|_{2,p}^p + \|\mathbf{g}\|_{2,p}^p \quad (8)$$

$$\text{令 } \mathbf{M} = [\mathbf{S} - \lambda_2 \mathbf{I}_m], \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ \frac{1}{\lambda} (\mathbf{Sg} - \mathbf{C}) \end{bmatrix}, \text{其中, } \mathbf{M} \in$$

$R^{m \times d}, \mathbf{U} \in R^{d \times 1}, d = m + n, \mathbf{I}_m$ 为 m 阶的单位矩阵。易证,

$\|\mathbf{U}\|_{2,p}^p = \frac{1}{\lambda} \|\mathbf{Sg} - \mathbf{C}\|_{2,p}^p + \|\mathbf{g}\|_{2,p}^p$ 。从而式(8)可以

转化为如下无约束优化问题:

$$\min_U \|\mathbf{U}\|_{2,p}^p \quad \text{s.t. } \mathbf{MU} = \mathbf{C} \quad (9)$$

由于问题式(9)为非凸情况,这里只计算其局部最优解。

式(9)的拉格朗日函数可表示为:

$$L(\mathbf{U}) = \|\mathbf{U}\|_{2,p}^p - \text{Tr}(\mathbf{A}^T (\mathbf{MU} - \mathbf{C})) \quad (10)$$

其中, \mathbf{A} 表示拉格朗日乘子矩阵。求解式(9)的 KKT 点,可转化为对如下方程组求解,即:

$$\begin{cases} \frac{\partial L(\mathbf{U})}{\partial \mathbf{U}} = p \mathbf{DU} - \mathbf{M}^T \mathbf{A} = 0 \\ \mathbf{MU} = \mathbf{C} \end{cases} \quad (11)$$

其中,

$\mathbf{D} = \text{diag}\left\{\frac{1}{\|\mathbf{U}^1\|_2^{p-2}}, \frac{1}{\|\mathbf{U}^2\|_2^{p-2}}, \dots, \frac{1}{\|\mathbf{U}^d\|_2^{p-2}}\right\}$ 。从而

问题式(9)的 KKT 点可以转为下述方程的不动点^[19]。

$$\mathbf{U} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{M}^T (\mathbf{M} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{M}^T)^{-1} \mathbf{C} \quad (12)$$

对式(12)中的 \mathbf{U} 和 \mathbf{D} 交替迭代就可得到方程的解。

1.4 结合 L_2 正则化和 L_p 正则化的引导图像滤波算法

假设用 I 表示 L_2 正则化方法重构的图像,用 P 表示 L_p 正则化方法重构的图像。与 L_2 正则化相比, L_p 正则化具有更高的图像重建质量^[20]。为了保留更多准确的待重构介质分布信息,将图像 P 作为引导图像滤波的输入图,将图像 I 作为引导图,使得所提方法能够得到较准确解的同时,减少重构图像中背景介电常数部分的伪影。

引导图像滤波的求解过程为,假设其输出与输入满足如下关系^[21]:

$$Q_i = a_i I_i + b_k, \quad \forall i \in w_k \quad (13)$$

其中, Q 为引导图像滤波的输出; I 为引导图像; i 和 k 是像素索引, a 和 b 是系数, w_k 是大小为 $r \times r$ 的方形窗口。

引导图像滤波主要是对系数 a 和 b 求解,可将其转化为最优问题求解,即:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (14)$$

其中, ε 为平滑项参数,用于调节算法的滤波效果。

利用最小二乘法对 a 和 b 求解,可得^[22]:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in w_k} I_i P_i - \mu_k \bar{P}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (15)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k \mu_k \quad (16)$$

其中, μ_k 和 σ_k^2 分别为图像 I 在窗口 w_k 的平均值和方差; \bar{P}_k 为图像 P 在窗口 w_k 的平均值; $|\omega|$ 为 w_k 内的像素数量。

在算法求解过程,一个像素可能出现在多个窗口,此时需要对所有包含该像素的函数值进行平均,即:

$$Q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k, i \in w_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (17)$$

最后,总结基于 L_2 正则化和 L_p 正则化的引导图像滤波求解过程如下:

- 1) 利用 L_p 正则化求解方程式(3),获得引导图像滤波的输入图 P ;
- 2) 利用 L_2 正则化求解方程式(3),获得引导图像滤波的引导图 I ;
- 3) 将 P 和 I 分别代入引导图像滤波算法,得到所提方法的图像重建结果。

2 结果与讨论

2.1 仿真条件设置

为了对所提算法进行验证,建立了如图1所示的16电极 ECT 传感器仿真模型,其中成像区域的内径为

100 mm, 电极占空比为 0.8, 通过在成像区域内添加不同介电常数的介质, 可以模拟流场不同成分的分布状态。

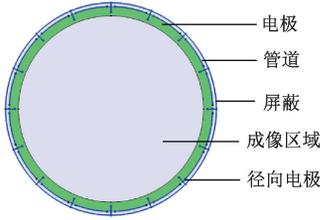


图1 ECT传感器仿真模型

Fig. 1 Simulation model of the ECT sensor

为了验证所提优化算法在不同介质分布下, ECT 的图像重建性能, 基于图1中的传感器模型, 建立了5种介质分布仿真模型, 模拟从简单分布到复杂分布的不同应用场景, 如图2所示。其中, 背景区域相对介电常数设置为1, 模拟空气; 待重构的介质相对介电常数设置为3.2, 模拟典型的工业应用中的常见介质石油。

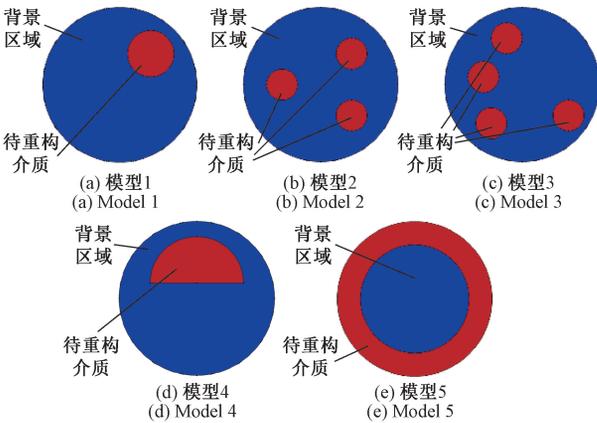


图2 5种不同介电常数分布仿真模型

Fig. 2 Five simulation models with different permittivity distributions

分别利用 L_2 正则化方法、 L_p 正则化方法和本文所提方法对图1中5种模型进行图像重建, 其中, 根据 L-曲线法, 正则化参数选择为 0.03^[23], p 选择为 0.75^[20]。同时, 为了对3种算法的重构图像进行定量分析, 选择相关系数进行图像评价, 其计算公式为^[24-25]:

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{g}_i - \bar{\hat{g}})(g_i - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{g}_i - \bar{\hat{g}})^2 (g_i - \bar{g})^2}} \quad (18)$$

其中, \hat{g} 表示真实分布图像; g 表示算法重构的图像; $\bar{\hat{g}}$ 和 \bar{g} 分别表示 \hat{g} 和 g 的平均值。相关系数越大, 表

明算法重构的图像与真实图像相似度越高, 图像质量越高。

2.2 引导图像滤波参数选择

引导图像滤波的平滑项参数 ε 和滤波窗口 r 的准确选择, 对所提算法的图像重建质量具有决定作用。对于 r , 为了使重建结果中保留更多细节信息, 需要值越小越好, 后续研究选择 $r=2$ 。对于 ε 的取值, 令 $r=2$, 对 ε 分别取值 1×10^{-5} 、 1×10^{-4} 、 1×10^{-3} 、 1×10^{-2} 、 1×10^{-1} , 计算引导图像滤波算法对图1中模型重建图像的相关系数, 结果如图3所示。可以看出, 随着 ε 的增大, 5种模型对应的相关系数都表现为先变大后逐渐变小, 当 $\varepsilon=0.01$ 时, 5种模型的相关系数都为最大值, 因此, 后续研究取 $\varepsilon=0.01$ 。

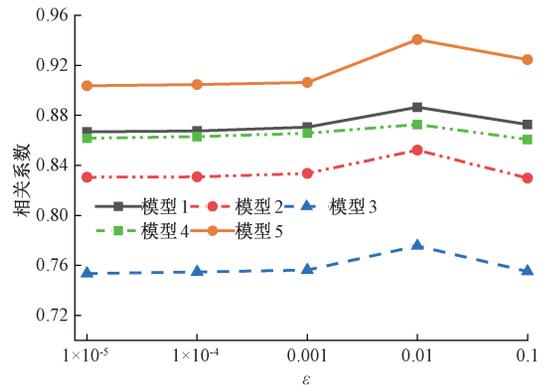


图3 平滑项参数取不同值时, 引导图像滤波对5种模型重构图像的相关系数

Fig. 3 The correlation coefficients of the guided image filtering for the five models with different smoothing parameters

2.3 无噪声仿真数据重建图像比较

在上述参数选择的基础上, 利用 L_2 正则化方法、 L_p 正则化方法和本文所提算法对5种模型进行图像重建, 重建结果如图4所示。可以看出, 3种方法对模型1、模型2、模型4和模型5重构的图像中都可以较准确地识别出高介电常数介质的大小和位置。对于模型3, 3种算法的图像质量都较差, 只能分辨出介质位置, 对于尺寸并不能准确重构。 L_2 正则化的图像重构质量最差。引导滤波算法可以结合 L_2 正则化的平滑性和 L_p 正则化的稀疏性, 提高图像重建质量, 体现在图中为减少重构图像中的伪影, 提高了介质位置和大小重构的准确性。

为了进一步定量分析3种算法的图像重建质量, 计算了图4中重构图像的相关系数, 结果如图5所示。

从图5可以看出, 引导图像滤波算法对4种模型的重构图像相关系数都大于其他两种算法。尤其对于模型5, 引导图像滤波算法的相关系数明显高于其他两种算法, 分别从 L_2 正则化方法的 0.7634 和 L_p 正则化方法的 0.8876 提高到了 0.9406。对于模型3, 引导滤波算法

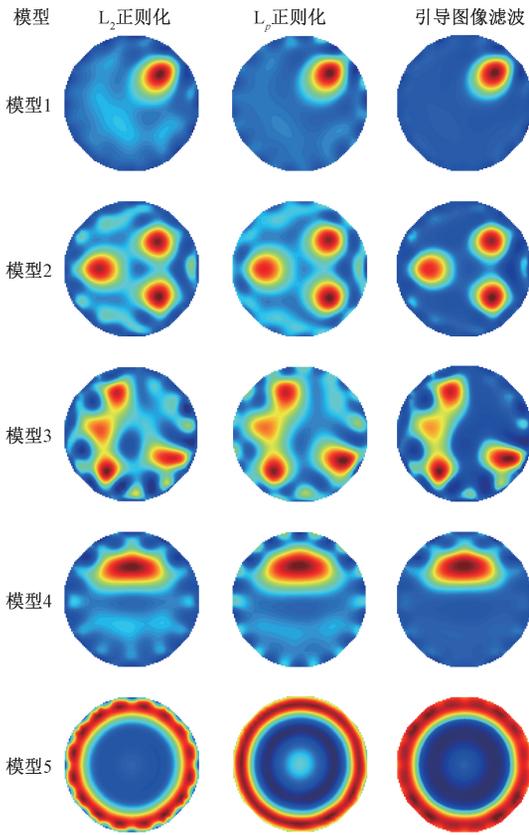


图 4 3 种算法利用无噪声数据对 5 种模型的图像重构结果

Fig. 4 Image reconstruction results of the five models by the three algorithms using noise-free data

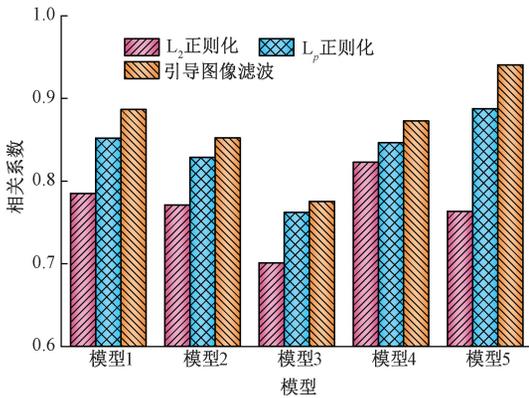


图 5 3 种算法对 5 种分布模型重构图像的相关系数

Fig. 5 The correlation coefficients of the five distribution models by the three algorithms

的相关系数与 L_p 正则化相差不大,但是结合图 4 中的定性结果,可以发现,引导图像滤波算法可以较大程度消除后者重构图像中的阴影部分。 L_2 正则化方法、 L_p 正则化方法和引导图像滤波算法对五种模型重构图像的平均相关系数分别为 0.768 7、0.835 4 和 0.865 5。图 5 中整体结果表明,引导图像滤波算法在 ECT 图像重构方面比其

他两种算法具有更优的性能。

2.4 含噪声仿真数据重建图像比较

在实际测量过程中,由于 ECT 系统本身元器件的影响以及周围环境的干扰,测量数据中会夹杂噪声。为了对比 3 种算法的抗噪性能,在 5 种模型的仿真边界测量数据中分别添加了高斯噪声。通常,ECT 系统的平均信噪比变化范围为 50~70 dB,因此,在每种模型边界测量数据中分别添加 55 dB 的高斯噪声,并连续采集 15 组数据。对每种模型的 15 组数据取平均,利用 3 种算法进行成像,其图像重构结果如图 6 所示。

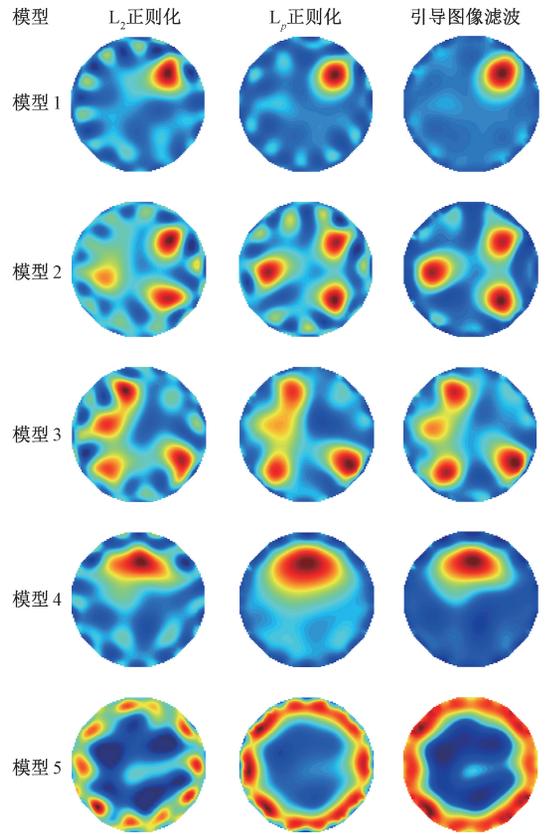


图 6 55 dB 噪声条件下,3 种算法 5 种分布模型图像重构结果

Fig. 6 Image reconstruction results of three algorithms and five distribution models under 55 dB noise condition.

图 6 中 15 组测量数据取平均值,3 种方法对应的图像重建结果可以看出,与无噪声数据条件下的图像重建结果相比,5 种模型的图像重建质量都有所下降,其中 L_2 正则化方法和 L_p 正则化方法的图像重构质量下降更加明显。引导图像滤波算法不仅能同时结合其他两种算法的平滑项和稀疏性,其算法本身也具有一定的滤波作用,可以一定程度上削弱噪声对图像重建结果的影响,算法抗噪性能最优。

计算图 6 中 3 种算法重构图像的相关系数,如图 7 所示。根据图 7 中的结果,分别计算噪声条件下, L_2 正

则化方法、 L_p 正则化方法和引导图像滤波算法重构图像的平均相关系数分别为 0.714 7、0.780 5 和 0.836 3。定性和定量结果都表明,所提算法具有更优的抗噪性能,更高的图像重建质量。

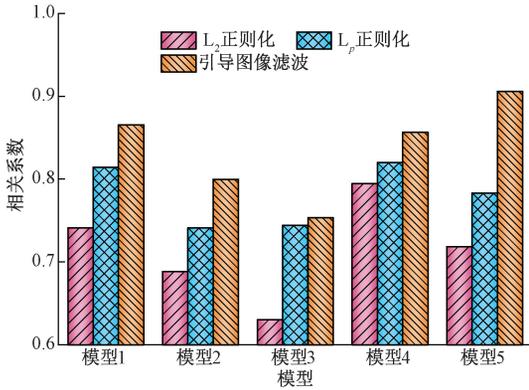


图7 3种算法噪声条件下,5种分布模型重构图像相关系数

Fig. 7 The correlation coefficients of the five models by the three algorithms using noise data

2.5 静态实验重建图像比较

为了对3种算法的仿真结果进行验证,选择基于FPGA数据采集系统的ECT系统设计静态实验,来对比 L_2 正则化方法、 L_p 正则化方法和本文所提算法的图像重建质量,选择的ECT系统如图8所示。

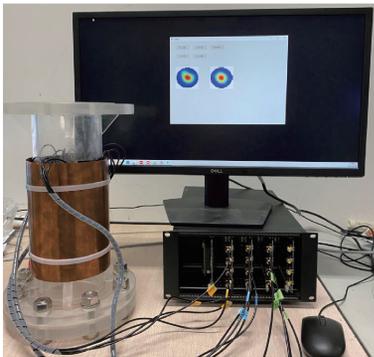


图8 静态实验 ECT 系统

Fig. 8 ECT system used in the static experiment

通过静态实验设计了4种介质分布模型,在传感器内部不同位置放置不同大小、不同数量的玻璃棒来模拟不同的介质分布,其中背景相为空气,玻璃棒的内径分别为15、55和25 mm,通过不同尺寸和不同位置的玻璃棒组合来代表不同的介电常数分布。

设计的4种测试模型如图9所示,其中模型6中为1个55 mm玻璃棒,模型7中为2个25 mm玻璃棒的组合,模型8中为2个15 mm玻璃棒的组合,模型9中为1个25 mm玻璃棒和1个15 mm玻璃棒的组合。

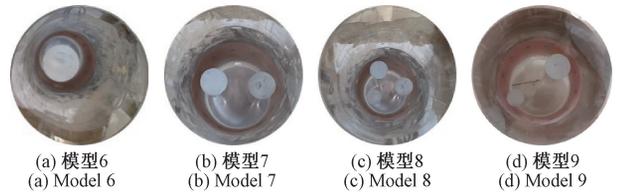


图9 用于实验的4种介电常数分布模型

Fig. 9 Four models of the permittivity distribution used in the experiment

在比较3种算法利用实验数据的图像重建结果之前,需要对系统的稳定性和数据来源的可靠性进行验证,对应图9中每种模型,利用ECT系统分别采集15组测量数据来计算信噪比(signal-to-noise ratio, SNR),其分布如图10所示。

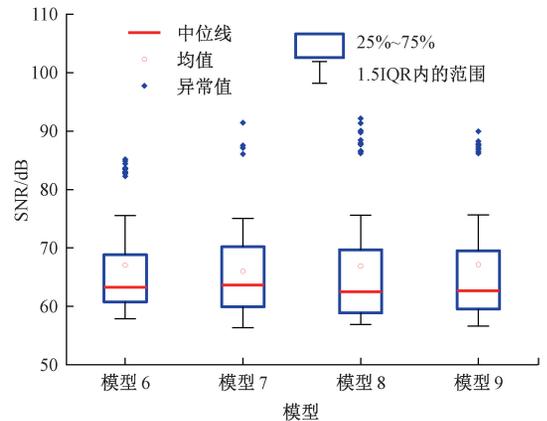


图10 4种模型实验数据信噪比变化

Fig. 10 SNRs of the experimental data used in four models

从图10中可以看出,4种模型测量信号信噪比的平均值都在67 dB左右,同时,每种模型对应的信噪比变化范围大体一致,表明ECT系统在测量数据时运行稳定,采集的数据来源可靠。

对采集的15组边界测量数据分别取平均值,用于比较 L_2 正则化方法、 L_p 正则化方法和本文所提算法的图像重建质量,如图11所示。

从3种算法利用实验数据的图像重建结果可以看出, L_2 正则化算法的图像重建结果最差,对于模型7和模型9,其重构图像中介质分布存在一定程度变形。 L_p 正则化的图像重建质量次之。本文所提图像重建策略不仅对介质分布的大小和位置具有更高的重构质量,而且可以减少图像中伪影。

为了定量比较3种算法静态实验时的图像重建质量,计算图11中重建图像的相关系数,如图12所示。

从图12可以看出,对于4种模型,引导图像滤波算法都具有最大的相关系数,其对4种模型重构图像的平均

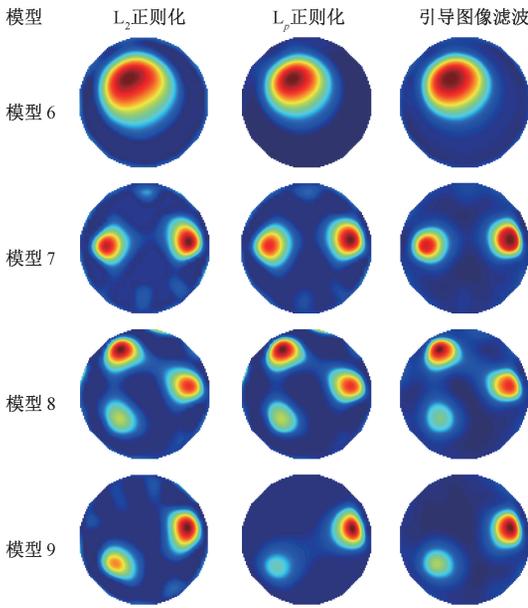


图 11 实验数据 3 种算法的图像重建结果

Fig. 11 Image reconstruction results of three algorithms tested with experimental data

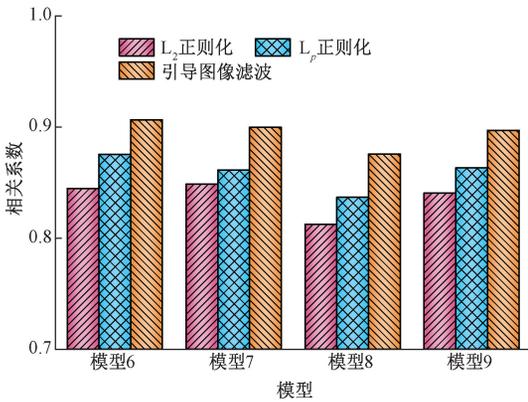


图 12 3 种算法静态实验重构图像相关系数

Fig. 12 The correlation coefficients of the reconstructed images by the three algorithms using experimental data

均相关系数为 0.894 6, 高于 L_2 正则化的 0.835 6 和 L_p 正则化算法的 0.859 1。静态实验定性和定量结果都表明, 本文所提方法比单一的 L_2 正则化方法和 L_p 正则化算法性能更优。

3 结 论

本文为了提高 ECT 系统对超音速分离器气液流场的检测质量, 对图像重建算法进行了优化, 可以得到以下结论:

1) 无噪声条件仿真数据的图像重建结果表明, 本文

所提算法可以较好地结合 L_2 正则的平滑特性和 L_p 正则的稀疏特性, 更高质量地重建出介质分布的尺寸和位置。该算法重建图像的平均相关系数为 0.940 6, 高于 L_2 正则化的 0.763 4 和 L_p 正则化的 0.887 6。

2) 噪声数据图像重建结果表明, 由于引导图像滤波本身也具有滤波效果, 可以一定程度上削弱噪声对重建结果的影响, 具有更优的抗噪性能。

3) 分析实验数据成像结果, 结合正则化和引导图像滤波的方法具有良好的抗干扰性, 具备实用性, 在 ECT 系统超音速分离流场检测方面具有良好的应用前景。

本文所提算法用于其他电学层析(电阻层析、电磁层析)成像图像重建时依然适用。后续需要根据超音速旋流场内组分的实际分布, 建立更真实的实验模型, 来进一步验证该算法的可行性。

参考文献

[1] NIKNAM P, MORTAHEB H, MOKHTARANI B. Dehydration of low-pressure gas using supersonic separation: Experimental investigation and CFD analysis[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018, 52: 202-214.

[2] YANG W Q, CHONDRONASIOS A, NATTRASS S, et al. Adaptive calibration of a capacitance tomography system for imaging water droplet distribution[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2004, 15(5/6): 249-258.

[3] 马敏, 郭鑫, 于洁. 改进正则化半阈值算法的 ECT 图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 110-119.

MA M, GUO X, YU J. ECT image reconstruction based on improved regularized half threshold algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 110-119.

[4] HUANG G X, LI CH, WANG J W, et al. ECT image reconstruction based on sensitive field expansion and optimization[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(6): 065402.

[5] ZHANG B X, ZHANG L F, WANG ZH, et al. Image reconstruction of planar electrical capacitance tomography based on DBSCAN and self-adaptive ADMM algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 4504711.

[6] 刘靖, 王雪瑶, 刘石. 多相流测量用动态电容层析成像图像重建算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2355-2362.

LIU J, WANG X Y, LIU SH. Dynamic image reconstruction method for electrical capacitance

- tomography in multiphase flow measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2355-2362.
- [7] HAO N T. Tikhonov regularization algorithm for pseudomonotone variational inequalities [J]. Acta Mathematica Vietnamica, 2006, 31(3): 283-289.
- [8] PENG L H, JIANG P, LU G, et al. Window function-based regularization for electrical capacitance tomography image reconstruction [J]. Flow Measurement & Instrumentation, 2007, 18(5/6): 277-284.
- [9] LEI J, LIU SH, LI ZH H, et al. An image reconstruction algorithm based on the extended Tikhonov regularization method for electrical capacitance tomography[J]. Measurement, 2009, 42(3): 368-376.
- [10] 马敏,刘一斐,王力. 基于改进半阈值算法的电容层析成像滑油监测方法研究[J]. 推进技术, 2021, 42(11): 2590-2599.
- MA M, LIU Y F, WANG L. Monitoring method of lubricating oil based on improvement semi-threshold algorithm of electrical capacitance tomography [J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(11): 2590-2599.
- [11] WANG L P, CHEN S C, WANG Y P. A unified algorithm for mixed l_2, p -minimizations and its application in feature selection[J]. Computational Optimization and Applications, 2014, 58(2): 409-421.
- [12] 马敏,孙美娟. 基于改进 Split Bregman 的电容层析成像滑油监测研究[J]. 推进技术, 2022, 43(5): 290-296.
- MA M, SUN M J. Lubricating oil monitoring based on improved Split Bregman of electrical capacitance tomography [J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(5): 290-296.
- [13] BAVIRISETTI D P, KOLLU V, GANG X, et al. Fusion of MRI and CT images using guided image filter and image statistics [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(3): 227-237.
- [14] LI ZH G, ZHENG J H, ZHU Z J, et al. Weighted guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 120-129.
- [15] YANG Y, QUE Y, HUANG SH Y, et al. Multiple visual features measurement with gradient domain guided filtering for multisensor image fusion [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(4): 691-703.
- [16] HE K, JIAN S, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [17] GUO Q, YE J M, WANG CH. 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, 2021, 70: 4502409.
- [18] VAUHKONEN M, VADASZ D, KARJALAINEN P, et al. Tikhonov regularization and prior information in electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(2): 285-293.
- [19] RAKOTOMAMONJY A, FLAMARY R, GASSO G, et al. L_p - L_q penalty for sparse linear and sparse multiple kernel multitask learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(8): 1307-1320.
- [20] 马敏,郭琪,闫超奇,等. 基于 l_2, p -范数的 ECT 图像重建算法[J]. 计量学报, 2017, 38(5): 611-615.
- MA M, GUO Q, YAN CH Q, et al. l_2, p -norm based on the image reconstruction algorithm for ECT [J]. Acta Metrologica Sinica, 2017, 38(5): 611-615.
- [21] 李正楠. TMR-EMT 图像重建与上位机软件系统研究[D]. 天津:天津大学, 2022.
- LI ZH N. Image reconstruction and upper computer software for TMR-EMT system [D]. Tianjin University, 2022.
- [22] LI SH T, KANG X D, HU J W. Image fusion with guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [23] HANSEN P C, O'LEARY D P. The use of the L-curve in the regularization of discrete ill-posed problems[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1993, 14(6): 1487-1503.
- [24] JIN Y Q, LI Y, ZHANG M M, et al. A physics-constrained deep learning-based image reconstruction for electrical capacitance tomography[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-12.
- [25] 马敏,梁雅蓉. 基于多尺度自适应特征聚合网络的 ECT 图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 264-272.
- MA M, LIANG Y R. ECT image reconstruction based on multi-scale adaptive feature aggregation network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6):

264-272.

作者简介



王世伟,2012年于烟台大学获得学士学位,2015年于兰州交通大学获得硕士学位,现为淮南师范学院讲师、天津大学博士研究生,主要研究方向为多相流测量与数值模拟、超音速分离与计量技术。

E-mail: wang_s_wei@tju.edu.cn

Wang Shiwei received his B. Sc. degree in 2012 from Yantai University, received his M. Sc. degree in 2015 from Lanzhou Jiaotong University. He is currently a lecturer at Huainan Normal University and a Ph. D. candidate at Tianjin University. His main research interests include measurement & numerical simulation of multiphase flow and supersonic separation & metrology technology.



郭琪,2013年于晋中学院获得学士学位,2017年于中国民航大学获得硕士学位,2023年于天津大学获得博士学位,现为天津市特种设备监督检验技术研究院工程师,主要研究方向为的电学层析成像、多相流检测和电磁无损检测技术。

和电磁无损检测技术。

E-mail: guoqi168@tju.edu.cn

Guo Qi received his B. Sc. degree in 2013 from Jinzhong University, received his M. Sc. degree in 2017 from Civil Aviation University of China, received his Ph. D. degree in 2023 from Tianjin university. Now he is an engineer in Tianjin Special Equipment Inspection Institute. His main research interests include electrical tomography, measurement of multiphase flow, and electromagnetic nondestructive testing.



丁红兵(通信作者),分别在2009年、2011年和2014年于天津大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为天津大学副教授,主要研究方向为多相流测量与数值模拟、超音速分离与计量技术。

E-mail: hbding@tju.edu.cn

Ding Hongbing (Corresponding author) received his B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Tianjin University in 2009, 2011 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at Tianjin University. His main research interests include measurement & numerical simulation of multiphase flow and supersonic separation & metrology technology.