



天津科技大学学报

Journal of Tianjin University of Science & Technology

ISSN 1672-6510, CN 12-1355/N

《天津科技大学学报》网络首发论文

题目： 基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法
作者： 刘丽丽，陈晓艳，谢娜，张宝杰，张宇翔，程子恩
DOI： 10.13364/j.issn.1672-6510.202400125
收稿日期： 2024-06-10
网络首发日期： 2025-01-14
引用格式： 刘丽丽，陈晓艳，谢娜，张宝杰，张宇翔，程子恩. 基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法[J/OL]. 天津科技大学学报.
<https://doi.org/10.13364/j.issn.1672-6510.202400125>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



DOI: 10.13364/j.issn.1672-6510.202400125

基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法

刘丽丽, 陈晓艳, 谢娜, 张宝杰, 张宇翔, 程子恩
(天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222)

摘要: 电阻抗成像的软场性质和其逆问题求解的不适定性, 会造成图像存在伪影, 产生空间分辨率低的问题, 对这一问题, 本研究提出一种基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法。在 16 电极电阻抗数据采集系统中, 按照相邻激励相邻测量的工作模式测量边界电压, 获得总变差正则化或吉洪诺夫正则化算法成像; 随后选取其中 8 个电极, 测量其边界电压, 采用相同成像算法获得图像; 将两个图像进行加权融合, 采用客观赋权法确定权重参数。同时, 利用主观赋权法中的层次分析法将相对误差、相关系数和结构相似性指数这 3 个图像质量评价指标转变为综合评价指标 F , 用来评价该方法获得图像的质量。此文以膀胱电阻抗成像为例, 对该方法进行验证。结果表明, 经过该方法处理后的图像, F 值提高了 4.78% ~ 79.00%, 该结果证明本方法的有效性和可行性, 此文为提高电阻抗图像质量提供了一种新的方法。

关键词: 电阻抗成像; 混合测量; 图像融合; 客观赋权法; 主观赋权法

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1672-6510 (2024)00-0000-00

A Novel Electrical Impedance Image Fusion Method Based on Hybrid Measurement Pattern

LIU Lili, CHEN Xiaoyan, XIE Na, ZHANG Baojie, ZHANG Yuxiang, CHENG Zi'en
(College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: The soft-field properties of electrical impedance imaging and the indefinability of its inverse problem solving will cause artifacts in the image and produce the problem of low spatial resolution. For this issue, a novel electrical impedance image method based on hybrid measurement pattern is proposed. In the 16-electrode electrical impedance data acquisition system, the boundary voltage was measured according to the working mode of adjacent excitation and adjacent measurement, and the total variation or Tikhonov regularization algorithm imaging was obtained. Then, 8 electrodes were selected, their boundary voltages were measured, and the images were obtained by the same imaging algorithm. The two images were weighted and fused, and the weight parameters were determined by the objective weighting method. At the same time, the analytic hierarchy process subjective weighting method was used to transform the three image quality evaluation indexes of relative error, correlation coefficient and structure similarity index measure into a comprehensive evaluation index F , which was used to evaluate the image quality obtained by the method. The method was validated by taking bladder electrical impedance imaging as an example. The results show that F value is increased by 4.78%-79.00% after the proposed method, which indicates the effectiveness and feasibility of the proposed method. This paper provides a new method for improving the quality of electrical impedance images.

Key words: electrical impedance tomography; hybrid measurement; image fusion; objective weighting; subjective

收稿日期: 2024-06-10; 修回日期: 2024-10-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC2404800)

作者简介: 刘丽丽(1995—), 女, 天津人, 硕士研究生; 通信作者: 陈晓艳, 教授, cxywxr@tust.edu.cn

电阻抗成像技术 (electrical impedance tomography, EIT) 是一种近几十年发展起来的新兴成像技术, 与目前较为成熟的计算机断层成像 (computed tomography, CT)、磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 等相比, 具有无创、无损、无辐射且成本低等优势, 被广泛应用于工业无损探伤、医学功能性连续监测、多相流过程参数分析等领域^[1-3]。但是由于“软场”效应和不适定问题^[4], EIT 重建图像的质量相对较差。大多数 EIT 测量模式的测量数远远少于重建图像的像素数^[5-6], 这导致成像过程的不确定性和不稳定性。

近年来, 越来越多的学者提出图像融合的重建算法。2011 年, 陈晓艳等^[7]提出一种采用 disk 算子对 CT 图像滤波, 并用 canny 算子提取 CT 图像轮廓用于更新灵敏度矩阵, 最后通过小波算法将基于共轭梯度算法重建的 EIT 图像与 CT 结构图像进行融合的方法。2016 年, Schullcke 等^[8]提出将 CT 图像和肺部 EIT 图像进行融合, 获得了结构-功能的融合图像, 该融合图像显著提高了 EIT 图像的效果, 在肺部疾病的临床诊断中具有深刻意义。2018 年, Li 等^[9]在 CT 图像提供的结构先验信息基础上, 改进信号处理方法, 获得了动态的 CT-EIT 图像, 提高了 EIT 技术在脑损伤诊断中的可行性。2020 年, 陈瑞娟等^[10]提出一种利用小波融合算法将水平集方法分割后的 CT 图像与传统灵敏度矩阵算法重建获得的磁探测 EIT 功能信息图像进行融合, 融合后图像的质量得到很大提升。2019 年, Li 等^[11]针对 EIT 单一激励模式的局限性, 进行多种激励模

式数据融合的研究, 提出基于 Choquet 积分的多激励模式融合算法, 有效改善了重建图像质量。2020 年, Liang 等^[12]提出基于形状的电阻抗层析成像和超声反射层析成像 (URT) 双模态成像统计反演方法, 其中的似然函数由 EIT 和 URT 的正演模型推导而来, 同时利用马尔可夫随机场 (MRF) 先验构造先验分布, 采用条件误差模型法对测量不确定度进行建模。2021 年, Sun 等^[13]利用不同传感器模型, 分析灵敏度矩阵并进行图像融合, 显著提高了重建图像质量。2022 年, Liu 等^[14]提出一种基于核方法的电阻抗断层成像多模态图像重建方法, 通过核矩阵将辅助高分辨率图像的结果信息融到 EIT 反演过程中, 该方法是一种图像级的无分割信息融合方法。

这些研究都是基于固定电极数量 (8 电极、16 电极或 32 电极) 的工作模式, 并没有考虑不同电极数量的工作模式表征信息资源的互补性, 因此本文在不同电极数量的工作模式下进行图像融合, 并采用统计方法动态调整融合权重。

1 研究方法

1.1 测量原理

二维 EIT 模型的混合测量 EIT 系统的测量原理如图 1 所示。混合测量系统测量原理的绿色线条表示 8 电极工作模式, 红色线条表示 16 电极工作模式, 相当于 8 电极 EIT 系统和 16 电极 EIT 系统的叠加。

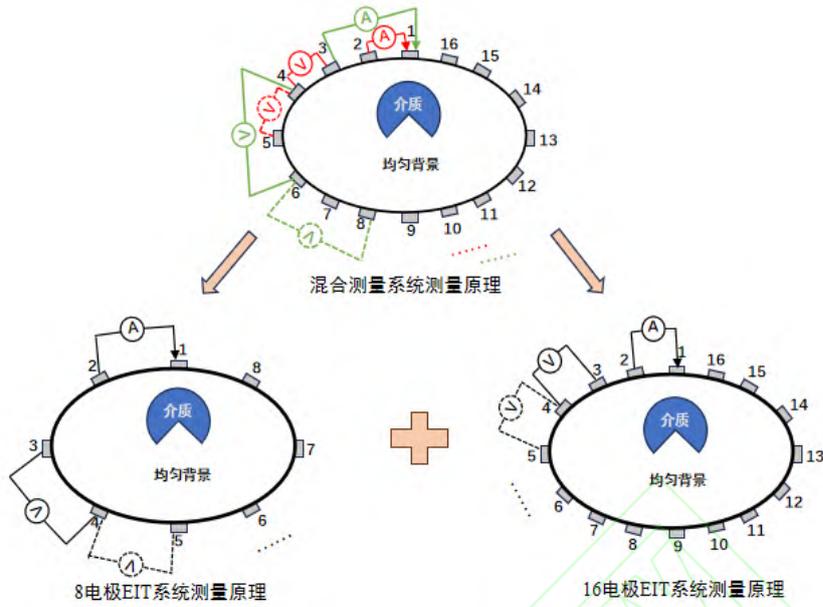


图1 混合测量 EIT 系统的测量原理

Fig.1 Measuring principle of hybrid measurement EIT system

两种工作模式均采用相邻激励相邻测量模式, 即将电极阵列贴附在待测物体表面后, 先选择一对相邻电极作为初始激励电极(对 8 电极工作模式而言, 即混合测量系统中的 1、3 号电极; 对 16 电极工作模式而言, 即混合测量系统中的 1、2 号电极), 然后测量其余相邻电极对上的电压信号(对 8 电极工作模式而言, 即混合测量系统中的 4、6 号电极对, 6、8 号电极对, 以此类推; 对 16 电极工作模式而言, 即混合测量系统中的 3、4 号电极对, 4、5 号电极对, 以此类推), 测量完 1 周后, 依次更换激励电极对, 并测量其余电极上的电压信号, 直至所有电极激励完成。8 电极工作模式, 共可获得 $8 \times 5 = 40$ 个电压响应信号, 用于重建 1 帧图像; 16 电极工作模式, 共可获得 $16 \times 13 = 208$ 个电压响应信号, 用于重建 1 帧图像^[15]。

8 电极工作模式测得的边界电压为 U_1 , 16 电极工作模式测得的边界电压为 U_2 。在同一频率下, 测得的边界电压 U 可由敏感场内部电导率分布 (σ) 唯一确定^[16-17], 即

$$U = f(\sigma) \tag{1}$$

根据式(2)、式(3), 利用图像重建算法可以得到 8 电极工作模式下的电导率 σ_1 和 16 电极工作模式下的电导率 σ_2 。

$$\sigma_1 = f^{-1}(U_1) \tag{2}$$

$$\sigma_2 = f^{-1}(U_2) \tag{3}$$

1.2 融合方法

采用混合测量 EIT 系统, 基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法如图 2 所示。图 2 中的 3 幅图像分别为采用 8 电极工作模式重建的图像、采用 16 电极工作模式重建的图像和经过融合算法后的图像。3 幅图像都分为感兴趣区域(region of interest, ROI)和背景区域。

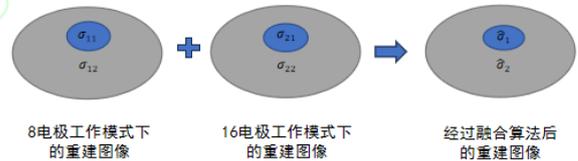


图2 融合方法

Fig.2 Fusion method

3 幅图像之间的关系如式(4)、式(5)所示。

$$\hat{\sigma}_{1i} = (1 - w_1)\sigma_{11i} + w_1\sigma_{21i} \tag{4}$$

$$\hat{\sigma}_{2i} = w_2\sigma_{12i} + (1 - w_2)\sigma_{22i} \tag{5}$$

式中: σ_{11} 、 σ_{12} 分别为 8 电极工作模式下的重建图像中 ROI 区域的电导率和背景区域的电导率, σ_{21} 、 σ_{22} 分别为 16 电极工作模式下的重建图像中 ROI 区域的电导率和背景区域的电导率, $\hat{\sigma}_1$ 、 $\hat{\sigma}_2$ 分别为经过融合算法后的重建图像中 ROI 区域的电导率和背景区域的电导率, w_1 为 ROI 区域所取权重, w_2 为背景区域所取权重。

1.3 融合权重的确定方法

常用赋权方法有主观赋权法和客观赋权法。主观赋权法有层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)、二项系数法、序关系分析法等。AHP主要通过建立层次结构模型并结合专家意见将非定量指标的定性分析转化为定量分析, 构建判断矩阵计算权重向量。客观赋权法有熵权法、变异系数法、CRITIC(criteria importance through inter-criteria correlation)法等, 客观赋权法利用原始数据之间的关系确定权重, 具有较强的客观性。

CRITIC 法是熵权法的一种改进, 它通过计算指标间的标准差和相关系数得到指标的客观权重, 反映指标间的对比强度和冲突性。

本文采用 CRITIC 法确定基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法的权重参数 w_1 、 w_2 。CRITIC 法能够量化不同指标的重要性, 可以较好地处理不同图像中指标权重的变化, 通过权重的变化, 在不同图像下得出不同指标权重, 实现图像与指标权重的最优组合。具体过程可以分为三步。第一步, 在 0~1 范围内, 以 0.1 的步长进行遍历, 即 $w_1=[0,0.1,0.2,\dots,0.9,1]$ 和 $w_2=[0,0.1,0.2,\dots,0.9,1]$, 两两组合产生 $11 \times 11=121$ 组样本, 即 121 组评价对象, 利用 CRITIC 法分配相对误差、相关系数和结构相似性指数 3 个指标的权重。CRITIC 法步骤需要先构建各评价对象的数据矩阵 \mathbf{X}

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中: $m=121$, $n=3$, \mathbf{X} 为 121×3 的矩阵。

为了消除量纲对评价结果的影响, 需要先对各指标进行无量纲化处理, 处理后根据式(7)、式(9)、式(10)分别计算变异性 σ_j 、冲突性 R_j 及信息量 C_j 。

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{m-1}} \quad (7)$$

式中: \bar{x}_j 表示第 j 个指标的平均值。

计算冲突性要用到指标的相关性矩阵 \mathbf{R} , 其计算为式(8)。得到相关性矩阵后可进一步计算冲突性 R_j 。

$$\mathbf{R} = \frac{\sum_{j,k=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k)}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_k)^2}} \quad (8)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^n (1 - r_{ij}) \quad (9)$$

式中: r_{ij} 表示评价指标 i 和 j 之间的皮尔逊相关系数。

信息量 C_j 为变异性 and 冲突性的乘积。 C_j 越大, 说明第 j 个评价指标在整个评价指标体系中的作用越大, 就应该给其分配更多的权重^[18]。

$$C_j = \sigma_j \times R_j \quad (10)$$

第二步, 根据式(11)计算得出各指标的客观权重 ω_j 。

$$\omega_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^n C_j} \quad (11)$$

EIT 中有 3 个常用指标用于成像效果的分析评估, 分别为相对误差(relative error, RE)、相关系数(correlation coefficient, CC)和结构相似性指数(structure similarity index measure, SSIM), 3 个指标范围均为 0~1, CC、SSIM 越接近于 1 说明成像质量越好, RE 越接近于 0 说明成像质量越好。用 I_{CC} 、 I_{SSIM} 、 I_{RE} 分别表示 CC、SSIM 和 RE 3 个指标, 三者对应的客观权重参数设为 α 、 β 、 γ , 因此 CRITIC 法确定的指标 G 公式为

$$G = \alpha I_{CC} + \beta I_{SSIM} - \gamma I_{RE} \quad (12)$$

第三步, 在 0~1 范围内, 以 0.01 的步长遍历, 即: $w_1=[0,0.01,\dots,0.99,1]$ 和 $w_2=[0,0.01,\dots,0.99,1]$, 两两组合产生 $101 \times 101=10201$ 组数据, 计算其 G 值, 从中选取 G 值最大时的 w_1 和 w_2 组合作为该组融合的最终权重 w_1 、 w_2 。

1.4 AHP 综合评价指标

SSIM、CC、RE 从 3 个不同角度对成像质量进行评估, 所以仅通过其中一个或两个指标对图像进行评估并不合理。为解决这一问题, 本文采用主观赋权方法中的 AHP 法为 3 个指标进行赋权, 构造综合指标 F 用于评价成像质量。

RE、CC 和 SSIM 指标的数学表达式如式(13)—

式(15)^[19-20]所示。

$$I_{RE} = \frac{\|\sigma - \sigma_{real}\|_2}{\|\sigma_{real}\|_2} \quad (13)$$

$$I_{CC} = \frac{\sum_{m=1}^M (\sigma_m - \bar{\sigma}_m)(\sigma_{real,m} - \bar{\sigma}_{real})}{\sqrt{\sum_{m=1}^M (\sigma_m - \bar{\sigma}_m)^2 \sum_{m=1}^M (\sigma_{real,m} - \bar{\sigma}_{real})^2}} \quad (14)$$

$$I_{SSIM} = \frac{4 \cdot \bar{\sigma} \cdot \bar{\sigma}_{real} \cdot \text{Cov}(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}_{real})}{(\bar{\sigma}^2 + \bar{\sigma}_{real}^2) \cdot (\text{var}^2(\sigma) + \text{var}^2(\sigma_{real}))} \quad (15)$$

式中: σ 和 $\bar{\sigma}$ 分别表示重建电导率及其均值, σ_{real} 和 $\bar{\sigma}_{real}$ 分别表示真实电导率及其均值, $\text{Cov}(\bar{\sigma}, \bar{\sigma}_{real})$ 表示重建电导率和真实电导率的协方差矩阵, $\text{var}^2(\sigma)$ 表示重建电导率方差平方的矩阵, $\text{var}^2(\sigma_{real})$ 表示真实电导率方差平方的矩阵。

AHP 法在回收问卷后, 根据专家对各指标重要性的赋值建立判断矩阵, 计算判断矩阵的最大特征值 λ_{max} 和归一化特征向量 ω_i , ω_i 中的各个分量代表各指标的主观权重。为保证指标权重的合理性, 根据式(16)、式(17)计算一致性指标和一致性比率, 并进行一致性检验, 在一致性指标小于 0.1 时, 满足 AHP 法的使用条件, 说明确定的权重合理。

$$I_{CI} = (\lambda_{max} - n) / (n - 1) \quad (16)$$

$$I_{CR} = I_{CI} / I_{RI} \quad (17)$$

式中: λ_{max} 为判断矩阵的最大特征值, n 为判断矩阵阶数, I_{CI} 为一致性指标, I_{CR} 一致性比率, I_{RI} 由平均随机一致性取值表(表 1)得出。

表 1 平均随机一致性取值表

Tab. 1 Table of average random consistency values

n	I_{RI}	n	I_{RI}
1	0	5	1.12
2	0	6	1.26
3	0.52	7	1.36
4	0.89	8	1.41

最终得出 3 个指标的权重均为 1/3, 确定综合评价指标表达式为

$$F_1 = \frac{1}{3} I_{CC} + \frac{1}{3} I_{SSIM} - \frac{1}{3} I_{RE} \quad (18)$$

标准化后得到的综合评价指标即 F 指标为

$$F = \frac{1}{2} I_{CC} + \frac{1}{2} I_{SSIM} - \frac{1}{2} I_{RE} \quad (19)$$

经计算 $I_{CI} = 0$, 有完全一致性; $I_{CR} = 0$, 通过一致性检验。

2 结果与分析

2.1 仿真实验

在 COMSOL Multiphysics 6.0 软件中利用 CT 图像提取盆腔和膀胱的轮廓, 在盆腔表面分布 16 个电极, 如图 3 所示, 电极材质设为金属钛。建立 8 电极(1、3、5、8、9、10、13 和 15 号电极)和 16 电极(1—16 号电极)两种工作模式的混合测量 EIT 系统, 输入 4.5 mA 的安全电流, 采用相邻激励相邻测量的方式进行仿真实验。8 电极工作模式简称为 P8, 16 电极工作模式简称为 P16, 混合工作模式简称为 HP(hybrid pattern)。

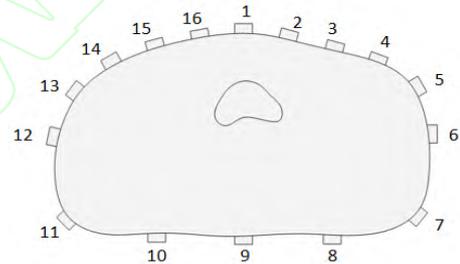


图 3 盆腔和膀胱的轮廓模型

Fig. 3 Contour model of pelvic cavity and bladder

仿真实验设置内含物为圆形玻璃棒, 使用总差正则化(total variation, TV)^[21]和 Tikhonov 正则化方法(Tikhonov regularization, TR)^[22]分别进行分析。为量化实验结果, 使用综合评价指标 F 表示成像结果, 仿真实验的 TV 算法的成像指标结果见表 2, 成像如图 4 所示。

表 2 TV 算法下仿真实验的 F 指标结果

Tab. 2 F -index results of simulation experiments under TV algorithm

模型序号	F		
	P8	P16	HP
1	0.4958	0.4714	0.6387
2	0.7050	0.7978	0.8359
3	0.7053	0.7746	0.8245
4	0.5951	0.5717	0.7811

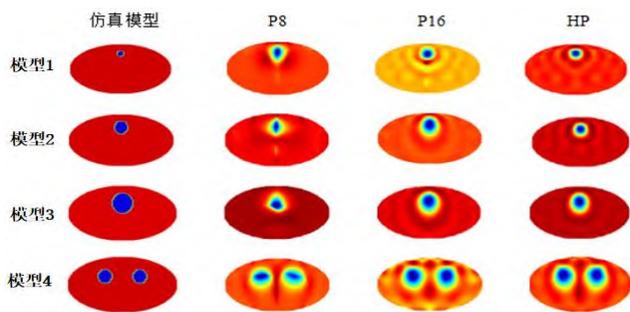


图4 TV算法下仿真实验的成像结果

Fig. 4 Imaging results of simulation experiments under TV algorithm

由图4可知:4个模型均是8电极工作模式成像的背景区域更接近原图,16电极工作模式成像的ROI区域更接近原图。从表2的数据来看,在TV正则化算法下,模型1融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了28.82%,较16电极工作模式下提高了35.49%;模型2融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了18.57%,较16电极工作模式下提高了4.78%;模型3融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了16.90%,较16电极工作模式下提高了6.44%;模型4融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了31.26%,较16电极工作模式下提高了36.63%。

仿真实验采用TR算法的成像指标结果见表3,成像如图5所示。

表3 TR算法下仿真实验的 F 指标结果

Tab. 3 F -index results of simulation experiments under TR algorithm

模型序号	F		
	P8	P16	HP
1	0.4264	0.5228	0.6590
2	0.7230	0.7978	0.8359
3	0.6202	0.7746	0.8245
4	0.4354	0.5002	0.7523

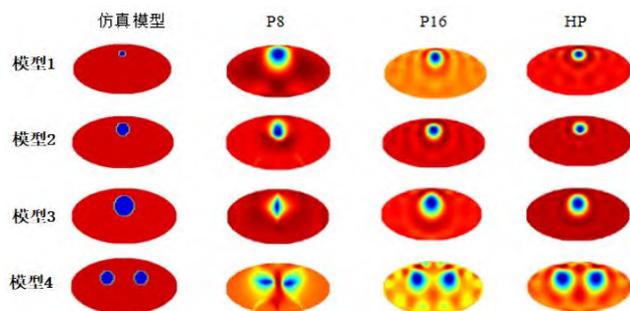


图5 TR算法下仿真实验的成像结果

Fig. 5 Imaging results of simulation experiments under TR algorithm

algorithm

从图5中可以看出,4个模型均是8电极工作模式成像的背景区域更接近原图,16电极工作模式成像的ROI区域更接近原图。从表3的数据分析来看,在TR算法下,模型1融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了54.55%,较16电极工作模式下提高了26.05%;模型2融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了15.62%,较16电极工作模式下提高了4.78%;模型3融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了32.94%,较16电极工作模式下提高了6.44%;模型4融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了72.78%,较16电极工作模式下提高了50.40%。

2.2 物理实验

为进一步验证基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法的效果,进行物理实验。物理模型中的内容物是电导率几乎为0的玻璃棒,容器形状为盆腔,材质为树脂。TV算法下物理实验的 F 指标结果见表4,成像结果如图6所示。

表4 TV算法下物理实验的 F 指标结果

Tab. 4 F -index results of physical experiments under TV algorithm

模型序号	F		
	P8	P16	HP
1	0.2543	0.3814	0.4552
2	0.4536	0.2985	0.4879
3	0.5170	0.3789	0.6099
4	0.2598	0.2800	0.4317

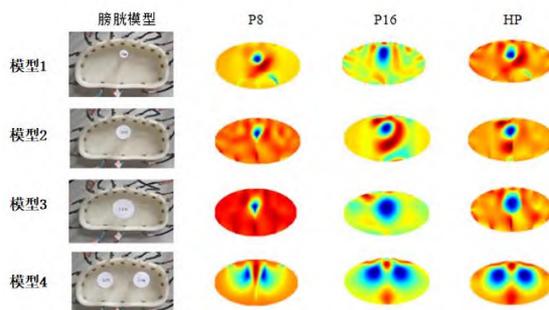


图6 TV算法下物理实验的成像结果

Fig. 6 Imaging results of physical experiments under TV algorithm

由图6可知:4个膀胱模型均是8电极工作模式成像的背景区域红色更深,16电极工作模式成像的ROI区域更接近玻璃棒形状。从表4的指标结果分析来看,在TV正则化算法下,模型1融合后图像的 F 指标较8电极工作模式下成像提高了79.00%,较16电极工作模式下提高了19.35%;模型2融合后图

像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 7.56%，较 16 电极工作模式下提高了 63.45%；模型 3 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 17.97%，较 16 电极工作模式下提高了 60.97%；模型 4 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 66.17%，较 16 电极工作模式下提高了 54.18%。

TR 算法下物理实验的 F 指标结果见表 5，成像结果如图 7 所示。

表 5 TR 算法下物理实验的 F 指标结果

Tab. 5 F -index results of physical experiments under TR algorithm

模型序号	F		
	P8	P16	HP
1	0.3860	0.3160	0.4251
2	0.3786	0.4104	0.4895
3	0.4482	0.3884	0.6545
4	0.2605	0.2894	0.3535

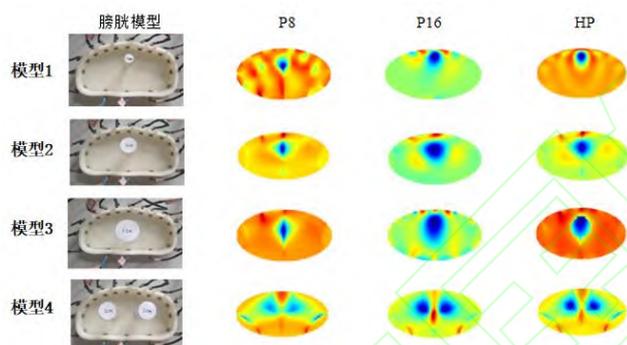


图 7 TR 算法下物理实验的成像结果

Fig. 7 Imaging results of physical experiments under TR algorithm

由图 7 可知：4 个膀胱模型均是 8 电极工作模式成像的背景区域红色更深，16 电极工作模式成像的 ROI 区域更接近玻璃棒形状。从表 5 的指标结果分析来看，在 TR 算法下，模型 1 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式提高了 10.13%，较 16 电极工作模式下提高了 34.53%；模型 2 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 29.29%，较 16 电极工作模式下提高了 19.27%；模型 3 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 46.03%，较 16 电极工作模式下提高了 68.51%；模型 4 融合后图像的 F 指标较 8 电极工作模式下成像提高了 35.70%，较 16 电极工作模式下提高了 22.15%。

物理实验和仿真实验都呈现出相同的现象，即 8 电极工作模式成像的背景区域表现好，而 16 电极的 ROI 区域表现好，经过基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法处理后，图像更接近原图，量化指标

也表明该方法可以明显提高 EIT 重建图像的质量(F 值提高了 4.78%~79.00%)。

3 结 语

为了更好地抑制重建图像伪影并且提高重建图像的空间分辨率，本文提出的基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法，分析电导率数据之间的变异性和冲突性，利用 CRITIC 法确定图像融合的权重参数，将混合测量 EIT 系统 8 电极和 16 电极两种工作模式所成图像进行加权融合。同时，为了克服单一指标评价图像的片面性，利用 AHP 法将 RE、CC 和 SSIM 3 个指标转变为一个综合指标 F ，用来评价基于混合测量模式的电阻抗图像融合方法的图像质量。结果表明，该方法明显提高了 EIT 重建图像的质量。

参考文献:

- [1] BALLEZA-ORDAZ M, PEREZ-ALDAY E, VARGAS-LUNA M, et al. Tidal volume monitoring by electrical impedance tomography (EIT) using different regions of interest (ROI): calibration equations[J]. Biomedical signal processing and control, 2015, 18: 102-109.
- [2] LIU D, GU D P, SMYL D, et al. Shape-driven EIT reconstruction using Fourier representations[J]. IEEE Transactions on medical imaging, 2020, 40(2): 481-490.
- [3] 王语, 任尚杰, 董峰. 梯度引导电学成像自适应网格生成方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4):163-171.
- [4] SILVERA-TAWIL D, RYE D, SOLEIMANI M, et al. Electrical impedance tomography for artificial sensitive robotic skin: a review[J]. IEEE Sensors journal, 2014, 15(4): 2001-2016.
- [5] 贾惠芹, 席炜, 周亚群, 等. 基于非接触式电阻抗层析成像图像融合方法[J]. 传感技术学报, 2023, 36(6):922-927.
- [6] ZHANG X Y, WANG Z C, FU R, et al. V-shaped dense denoising convolutional neural network for electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on instrumentation and measurement, 2022, 71: 1-14.
- [7] 陈晓艳, 李健楠, 王化祥. 一种电阻抗图像与 CT 图像融合方法研究 [J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(6):892-896.
- [8] SCHULLCKE B, GONG B, KRUEGER-ZIOLEK S, et al. Structural-functional lung imaging using a combined

- CT-EIT and a discrete cosine transformation reconstruction method[J]. *Scientific reports*, 2016, 6(1): 25951.
- [9] LI H T, CHEN R Q, XU C H, et al. Combing signal processing methods with algorithm priori information to produce synergetic improvements on continuous imaging of brain electrical impedance tomography[J]. *Scientific reports*, 2018, 8(1): 10086.
- [10] 陈瑞娟,李芳,王慧泉,等. 基于图像融合技术提高磁探测电阻抗成像质量的研究[J]. *生物医学工程研究*,2020,39(1):28-32.
- [11] LI J, YUE S H, DING M L, et al. Choquet integral-based fusion of multiple patterns for improving EIT spatial resolution[J]. *IEEE Transactions on applied superconductivity*, 2019, 29(2): 1-5.
- [12] LIANG G H, REN S J, DONG F. A shape-based statistical inversion method for EIT/URT dual-modality imaging[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2020, 29: 4099-4113.
- [13] SUN S X, ZHAO Q, LIU S, et al. Sensitivity guided image fusion for electrical capacitance tomography[J]. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 2021, 70: 1-12.
- [14] LIU Z, YANG Y J. Multimodal image reconstruction of electrical impedance tomography using kernel method[J]. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 2022, 71: 1-12.
- [15] 王子辰,陈晓艳,王倩,等. 基于残差自注意力连接的深度电学层析成像方法[J]. *仪器仪表学报*,2023,44(5):288-301.
- [16] GAO X, CAO Z, TIAN Y, et al. Inverse radon method based on electrical field lines for dual-modality electrical tomography[J]. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 2020, 69(10): 8250-8260.
- [17] REN S J, SUN K, TAN C, et al. A two-stage deep learning method for robust shape reconstruction with electrical impedance tomography[J]. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 2019, 69(7): 4887-4897.
- [18] 尹泰来,郝仕龙,张岩. 基于 AHM-CRITIC 赋权法的城镇综合节水水平评价[J]. *华北水利水电大学学报(自然科学版)*,2024,45(6):49-56.
- [19] ZHANG B J, WANG Z C, CHEN X Y, et al. HybridDenseU-Net: learning a multi-scale convolution and dense connectivity CNN for inverse imaging problems[J]. *Measurement science and technology*, 2024, 35(3): 035404.
- [20] ZHU H, SUN J T, XU L J, et al. Permittivity reconstruction in electrical capacitance tomography based on visual representation of deep neural network[J]. *IEEE Sensors journal*, 2020, 20(9): 4803-4815.
- [21] WANG Q, CHEN X Y, WANG D, et al. Regularization solver guided FISTA for electrical impedance tomography[J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 2233.
- [22] XU Y B, PEI Y, DONG F. An adaptive Tikhonov regularization parameter choice method for electrical resistance tomography[J]. *Flow measurement and instrumentation*, 2016, 50: 1-12.