

# 基于八激励模式数据融合的电阻抗成像优化算法\*

丁明亮 宋娟 赵树飞 郁章伟

(曲阜师范大学工学院 日照 276826)

**摘要:** 电阻抗层析成像(EIT)是一种无损可视化检测技术,具有无辐射、实时、便携、成本低等优点,目前在工业检测和医学监护等方面应用较为广泛,但EIT技术也具有低分辨率等缺点,这也极大限制了EIT技术的快速发展。针对电阻抗成像过程中因“软场”效应及欠定性导致的重建图像内部目标数量不明确以及伪迹过大等问题,提出了一种八模式数据融合的电阻抗成像优化算法,根据8种激励模式各自成像的特点,借助重建图像和实际分布之间的相关系数对测量值进行权重训练,将权重矩阵同8种单一模式下得到的测量值矩阵进行融合,再通过Tikhonov正则化算法利用该矩阵进行成像。仿真结果表明,该算法能够有效地提高Tikhonov正则化算法重建图像分辨率,融合后的重建图像的相关系数平均提高了19.86%,相对误差平均降低了28.89%。由此表明,相比于传统的8种单一模式下的成像,该研究提出的算法在重建图像目标的数量、大小以及位置精确度等方面都得到提高,为EIT技术在医学和工业等领域的应用实践提供了新的理论依据和技术参考。

**关键词:** 电阻抗层析成像;图像重建;八模式激励;电流激励-电压测量;数据融合

中图分类号: TN911.7; TP391.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## Electrical impedance tomography imaging algorithm based on eight-modeexcitation mode data fusion

Ding Mingliang Song Juan Zhao Shufei Yu Zhangwei

(School of Engineering, Qufu Normal University, Rizhao 276826, China)

**Abstract:** Electrical impedance tomography (EIT) is a non-destructive visual detection technology, with no radiation, real-time, portable, low cost and other advantages, currently widely used in industrial testing and medical monitoring. But EIT technology also has low resolution and other shortcomings, which also greatly limits the rapid development of EIT technology. In this paper, aiming at the problems of unclear number of internal targets and excessive artifacts in the reconstructed image due to the “soft field” effect and under characterization in the process of electrical impedance imaging, this paper proposes an eight-modal data fusion electrical impedance imaging optimization algorithm, according to the characteristics of the eight excitation models of each imaging, with the help of the correlation coefficient between the reconstructed image and the actual distribution, the weight matrix is fused with the measurement value matrix obtained in eight single modes. The matrix was then used by the Tikhonov regularization (TR) algorithm for imaging. The simulation results show that the algorithm can effectively improve the resolution of the reconstructed image of the Tikhonov regularization algorithm, and the correlation coefficient of the reconstructed image after fusion is increased by 19.86% on average, and the relative error is reduced by 28.89% on average. This shows that compared with the traditional imaging under eight single models, the algorithm proposed in this paper has improved the number, size and position accuracy of reconstructed image targets, which provides a new theoretical basis and technical reference for EIT technology in the application practice of medical and industry and other fields.

**Keywords:** electrical impedance tomography; image reconstruction; eight-mode incentives; current excitation-voltage measurement; data fusion

## 0 引言

电阻抗层析成像 (electrical impedance tomography, EIT) 是一种非侵入性的成像技术。它通过在物体表面注入电流和测量表面点位, 重构物体内部的电导率分布, 从而实现对物体内部结构的成像。

目前在其他断层扫描技术中, 辐射问题限制了计算机断层扫描(CT)用于常规监测的使用频率, 而磁共振成像(MRI)需要昂贵的示踪剂来准确监测空气流动<sup>[1]</sup>。此外, CT 和 MRI 都需要运送被检测对象, 不适合实时性监测<sup>[2]</sup>。EIT 作为一种非侵入性、非辐射和廉价的技术, 已被证明在许多领域应用, 如肺功能监测<sup>[3-4]</sup>、乳腺癌检测<sup>[5]</sup>和脑活动成像<sup>[6]</sup>。

一般来说, 电导率分布与电压测量值之间的线性近似可以解决电导率分布与电压测量值之间的逆问题。以往的研究表明, 与肺部疾病诊断的其他主流成像技术相比, 由于 EIT 技术的“软场”效应和逆问题求解过程中的非线性以及病态性, 一些传统的成像方法容易导致重建图像的空间分辨率偏低, 对建模误差很敏感<sup>[7]</sup>, 这就致使 EIT 技术目前仍处于实验研究阶段, 从而限制了该技术的发展。

目前, 为了提高重建图像的空间分辨率, 研究者们在不同的方向进行了研究, 2015 年, 陈锐锋等<sup>[8]</sup>对多模态医学图像融合超声检查系统展开了研究, 不过该系统是在超声成像系统、电磁定位系统的基础上实现的, 这也为多模式数据融合算法应用在 EIT 中开拓了思路。后来的研究者们就 EIT 的激励模式和融合算法展开了研究, 并取得了一些成果。2017 年, 李坤等<sup>[9]</sup>对 16 电极 EIT 的 8 种激励模式的特性进行了比较、分析, 得出激励电极间隔数为 6 时是最优模式。2019 年, Li 等<sup>[10]</sup>提出一种基于 Choquet 积分的多电极激励模式融合算法, 该算法可以揭示激励模式与测量值之间的交互关系, 筛选出每种模式下的最优测量值, 从而在成像中融合每种激励模式的优势, 提高图像重建质量。2021 年, 王泽莹<sup>[11]</sup>先从重建算法进行改进, 提出一种基于线性反投影的迭代算法, 再通过对 8 种“电压激励-电流测量”方式得到的测量数据进行加权融合, 从而提高图像重建质量。深度学习框架下的 EIT 重建方法也取得突破性进展, 如王琦等<sup>[12]</sup>通过多尺度注意力机制与视觉 Transformer 结合, 有效提升复杂场域下的边界表征能力。王子辰等<sup>[13]</sup>构建的残差自注意力网络, 在动态场景中展现出优于传统方法的自适应特征提取能力。

对于电阻抗成像这一研究领域来说, 大多采用单一的“电流激励-电压测量”的相邻激励模式, 其成像效果也是 8 种激励模式中最优的, 但是只使用单一激励模式容

易导致场域信息无法得到充分利用, 从而导致目标成像与真实分布之间存在较大误差。此外, 对于已有的关于数据融合的研究算法来说, 大都是基于灵敏度系数对测量值进行评价, 而灵敏度系数是在理想均匀场下得到的, 与真实情况并不相符, 不如直接利用测量值本身的特征进行融合更加具有客观性。因此, 针对如何更好地实现对物体内部介质的图像重建问题, 综合分析 8 种“电流激励-电压测量”激励模式各自成像的优势和特点, 对各模式下的测量值进行数据分析, 提出了基于八模式电压测量值数据融合的电阻抗成像优化算法, 以提高内部介质重建分辨率。

## 1 八模式数据融合算法

### 1.1 电流激励-电压测量模式

电极激励模式是指激励电流被注入激励电极所采用的模式, 目前主要的激励模式包括相邻激励、间隔激励等。以 16 电极 EIT 场为例说明多种 EIT 电流激励-电压测量模式, 8 种电流激励-电压测量模式示意图如图 1 所示。在不同模式下, 激励电极与测量电极之间所间隔的电极数量不同, 图 1 中的内部曲线为等势线, 从等势线的分布以及弯曲度可以看出, 分布在激励电极附近的等势线比较密集, 远离激励电极的等势线较为稀疏, 不同的激励模式分别是从不同角度去测量被测场域内部的信息, 并且等势线的分布随着激励电极之间间隔电极的数量增加而变均匀。

模式 1 为最典型的相邻电流激励模式。对电极 1-2 进行激励, 依次测量电极对 3-4, ⋯, 15-16 上的电压值; 再选择 2-3 作为激励电极, 测量 4-5, ⋯, 16-1 上的电压值。以此类推, 直到选择电极对 16-1 作为激励电极为止。对于模式 1 最终可得到 208 个测量值。同理, 对于其他模式, 以相同的方式顺时针方向选取激励电极, 测量其电压值。激励模式不同, 所得到的电压值数量不同, 8 种模式下的指标汇总如表 1 所示。

### 1.2 8 种模式重建图像特征对比

由于 EIT 场域内部比较敏感, 所以当内部介质分布情况发生改变时, 电场内部电势线会由于内部介质的分布不同而发生不同程度的扭曲<sup>[14]</sup>, 进而导致 8 种单一模式下所重建出图像的分辨率不同。

不同模式下对相同介质的成像结果如图 2 所示, 可以看出, 各模态下的成像质量差异较大。从模式 1~模式 8, 内含物的边缘伪影逐渐增大, 边缘区域的目标成像逐渐清晰, 目标的形状也逐渐接近真实目标情况; 模式 1、模式 2 和模式 3 对场域中央区域的重建效果更好, 模式 6~模式 8 逐渐对中央区域目标不敏感, 无法准确重建

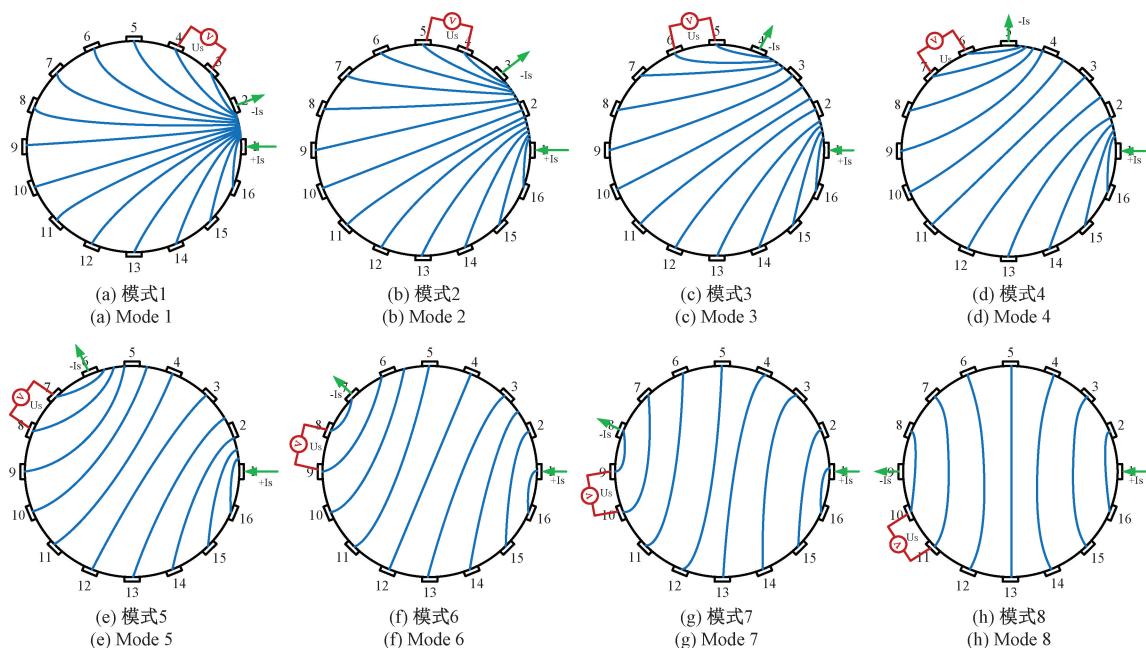


图 1 8 种电流激励-电压测量模式空场等势线示意图

Fig. 1 Schematic diagram of empty field isopes of eight current excitation-voltage measurement modes

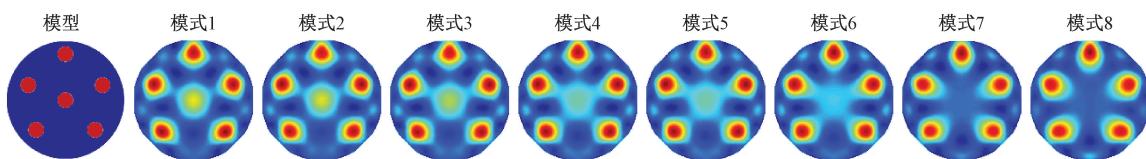


图 2 8 种单一激励模式下多目标成像效果

Fig. 2 Multi-target imaging effect under eight single excitation modes

出在中央区域的含物目标,整体重建出目标数量也不准确,不具有可信性。这些异同说明不同模式下的测量值包含的场域信息有所不同,同时这些场域信息又相互补充<sup>[15]</sup>,由此可分析,融合 8 种模式下的成像效果有利于得到分辨率更高的重建图像<sup>[16]</sup>。

表 1 八模式指标汇总

Table 1 Summary of eight modal indicators

模式	激励电极之间间隔电极数	测量值数量
模式 1	0	208
模式 2	1	192
模式 3	2	176
模式 4	3	160
模式 5	4	144
模式 6	5	128
模式 7	6	112
模式 8	7	96
合计	-	1 216

### 1.3 八模式数据融合算法

在数据融合中,加权融合算法是比较成熟的一种算法<sup>[17]</sup>。为了充分考虑每个测量数据的贡献度,利用交叉验证训练测量值权重的思想,在 50 组模型中逐一逐一除去一个测量数据,然后计算重建质量的变化率,将多个模型的变化率取平均归一化后作为每个测量值的权重与原测量值进行叠加计算成像。

对于 50 个内部介质分布和大小、数量不同的模型,通过正问题求解,可得到 8 个模式各自对应的灵敏的矩阵  $S^{(i)}$  和电压测量值  $U_j^{(i)}$ ,其中  $U_j^{(i)}$  表示第  $i$  个模式下第  $j$  个模型的电压测量值矩阵且  $i=1,2,\dots,8,j=1,2,\dots,k$ ,  $k$  为模型数量,此处取 50。完整的测量值集合为:

$$U_j^{(i)} = \{[U_j^{(i)}]_1, [U_j^{(i)}]_2, \dots, [U_j^{(i)}]_{16(13-i)}\} \quad (1)$$

采用 TR 算法对完整的测量值进行成像,表示为:

$$\sigma_{j,0}^{(i)} = (S_j^{(i)T} S_j^{(i)} + \lambda I)^{-1} S_j^{(i)T} U_j^{(i)} \quad (2)$$

记为:

$$\sigma_{j,0}^{(i)} = G(U_j^{(i)}, S_j^{(i)}) \quad (3)$$

式中:  $\sigma_{j,0}^{(i)}$  表示在测量值完整的状态下第  $i$  个模式的第  $j$

个模型的电导率矩阵;  $\lambda$  为正则化因子。根据交叉验证原则,依次删除第  $m$  个测量值后进行图像重建的结果表示为:

$$\boldsymbol{\sigma}_{j,m}^{(i)} = \mathbf{G}(\{[U_j^{(i)}]_1, \dots, [U_j^{(i)}]_{m-1}, [U_j^{(i)}]_{m+1}, \dots, [U_j^{(i)}]_{16(13-i)}\}, \mathbf{S}_j^{(i)}) \quad (4)$$

常用的图像质量指标有相关系数 (correlation coefficient, COR) 与相对误差 (relative error, RE), 分别表述为:

$$COR(\boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\sigma}^*) = \frac{\sum_{i=1}^M (\boldsymbol{\sigma}_i - \bar{\boldsymbol{\sigma}})(\boldsymbol{\sigma}_i^* - \bar{\boldsymbol{\sigma}}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (\boldsymbol{\sigma}_i - \bar{\boldsymbol{\sigma}})^2 \sum_{i=1}^M (\boldsymbol{\sigma}_i^* - \bar{\boldsymbol{\sigma}}^*)^2}} \quad (5)$$

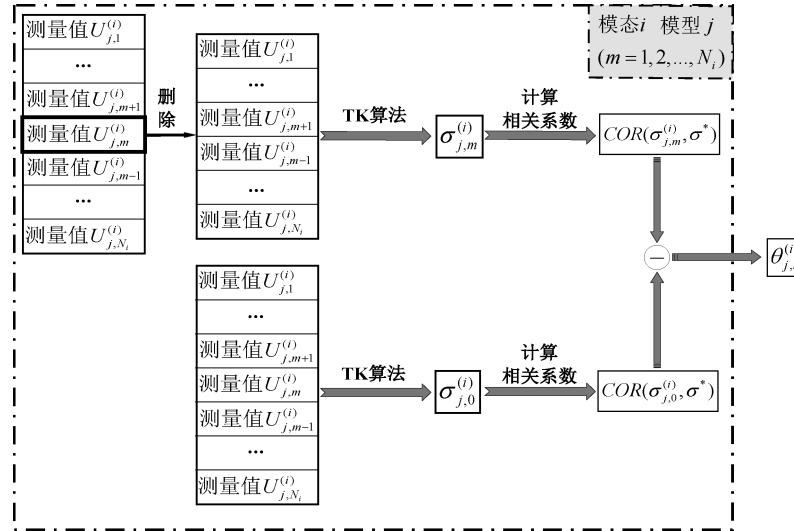


图 3 权重矩阵训练原理

Fig. 3 Weight matrix training schematic diagram

进一步,将所有模型的相同模式下对应的差值相加取平均值,分别得到 8 种模式下各测量值的可信任权重,即对于第  $i$  个模式下,第  $m$  个测量值的权重为:

$$\omega_m^{(i)} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \theta_{j,m}^{(i)} \quad (8)$$

将各模式得到的权重值和测量值进行融合可以得到新的测量值矩阵  $\mathbf{U}'$ , 即:

$$\mathbf{U}' = diag \begin{pmatrix} \boldsymbol{\omega}_1^{(1)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\omega}_{208}^{(1)} \\ \boldsymbol{\omega}_1^{(2)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\omega}_{96}^{(8)} \end{pmatrix} + \mathbf{I} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_1^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{U}_{208}^{(1)} \\ \mathbf{U}_1^{(2)} \\ \vdots \\ \mathbf{U}_{96}^{(8)} \end{pmatrix}_{1216 \times 1} \quad (9)$$

与此同时,将 8 个模式的灵敏度矩阵组合成新的灵敏度矩阵,即:

$$\mathbf{S}' = [\mathbf{S}^{(1)}; \mathbf{S}^{(2)}; \dots; \mathbf{S}^{(8)}]_{1216 \times 812} \quad (10)$$

$$RE(\boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\sigma}^*) = \frac{\|\boldsymbol{\sigma} - \boldsymbol{\sigma}^*\|}{\|\boldsymbol{\sigma}^*\|} \quad (6)$$

式中:  $\boldsymbol{\sigma}$  和  $\boldsymbol{\sigma}^*$  分别表示重建图像的电导率分布矩阵和实际的电导率分布矩阵。删除第  $m$  个测量值后引起图像分辨率的变化可表示为:

$$\theta_{j,m}^{(i)} = COR(\boldsymbol{\sigma}_{j,m}^{(i)}, \boldsymbol{\sigma}^*) - COR(\boldsymbol{\sigma}_{j,0}^{(i)}, \boldsymbol{\sigma}^*) \quad (7)$$

图 3 所示为第  $j$  个模型的第  $i$  种模式下交叉验证计算测量值权重的原理。按照如上步骤,依次删除第  $m$  个测量值,通过逆问题求解,可得到删除第  $m$  个测量值后的电导率分布,进一步得到其相关系数,将其与完整的测量值求解得到的相关系数进行做差,得到差值  $\theta_{j,m}^{(i)}$ 。

最后,将得到的新的测量值矩阵和新的灵敏度矩阵代入 TK 算法的逆问题求解中,就可以得到融合后的效果较好的图像,即:

$$\tilde{\boldsymbol{\sigma}} = (\mathbf{S}'^T \mathbf{S}' + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{S}'^T \mathbf{U}' \quad (11)$$

式中:  $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}$  为融合后的重建图像的电导率分布矩阵。此融合算法的原理流程如图 4 所示。

尽管模式 1 在大多数情况下能够较好地重构出物体的位置和形状,但在某些复杂场景下,单一激励模式导致目标边缘模糊或伪影较大。通过融合 8 种激励模式的数据,可以充分利用不同激励模式下的场域信息,弥补单一激励模式的不足,从而提高图像分辨率和目标定位精度。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 模型建立

本文利用 COMSOL3.5 进行建模,圆形敏感场域半

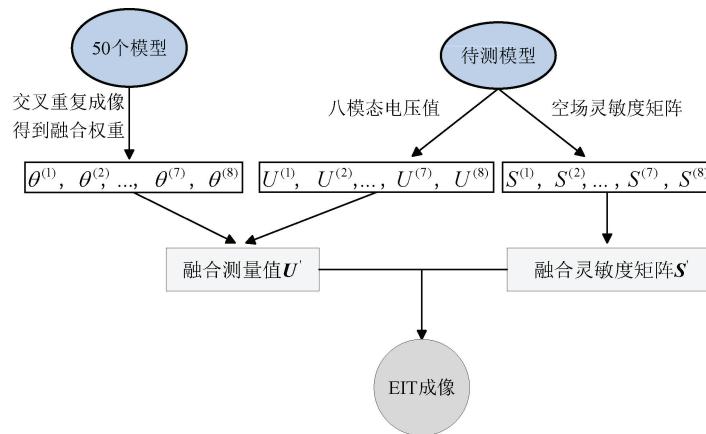


图 4 数据融合算法流程

Fig. 4 Flowchart of data fusion algorithm

径设置为 16 cm, 目标电导率设置为 2 S/m, 背景电导率设置为 1 S/m, 设置电极数量为 16 个, 向激励电极施加微弱电流, 激励电流设置为 1 mA。建立 50 个目标数量不同、位置不同的模型。采用电流激励-电压测量的 8 种模式的激励测量模式, 各模式下的电压测量值数量如表 1 所示, 融合后的电压测量值为 1 216 个。在本文的逆问题求解中, 被测场域被剖分为 812 个网格来重建具有不同电导率的内部介质分布<sup>[18]</sup>。在仿真实验中, 所有激励模式下的 Tikhonov 正则化参数均采用相同的值, 且该值通过交叉验证方法确定为最优参数, 以确保不同激励模式下的图像重建结果具有可比性。

## 2.2 评价指标

为了验证内部介质的数量以及位置在不同的时候, 更加直观地说明融合后的图像较 8 种单一激励下重建的图像分辨率的优化情况, 根据相关系数(式(5))与图像相对误差(式(6))定义了两个新的评价指标, 即相关系数变化率(CC)和相对误差变化率(RR), 分别表示为:

$$CC = \frac{COR_m - COR_0}{COR_0} \times 100\% \quad (12)$$

$$RR = \frac{RE_0 - RE_m}{RE_0} \times 100\% \quad (13)$$

式中:  $COR_m$  与  $RE_m$  分别表示融合成像结果的相关系数与相对误差;  $COR_0$  与  $RE_0$  分别表示单一模式下成像结果的相关系数与相对误差。CC 和 RR 两个指标分别量化了相关系数的提高与误差的下降, 指标越大说明融合结果相对单一模式的改善效果越好。

## 2.3 融合算法的有效性验证

图 5 所示为数量不同, 位置相同的 4 种仿真模型, 其对比结果可以通过图 6 进一步用 CC 和 RR 量化解释, 图 7 所示是数量不同、位置不同的 5 种仿真模型, 其相对于融合后的图像变化情况如图 8 所示。图 9 所示是形状不

同的 2 种仿真模型, 其相对于融合后的图像变化情况如图 8 所示。由仿真结果可看出, 从模式 1~模式 8, 模式 1 的成像分辨率较好, 伪影较小, 随着模式的增加, 目标伪影逐渐增大。融合算法下的重建图像, 相比于 8 种单一模式成像分辨率而言, 能够更加精确的呈现出目标的真实尺寸和位置; 在目标数量相同、位置不同时, 例如模型 1, 在 8 种单一激励模式下, 由于内部目标距离较近, 故随着激励模式的增加, 成像目标之间边界模糊, 且边界伪影随之变大, 在成像中无法准确体现目标的尺寸、位置和数量信息。虽然成像分辨率在降低, 但是目标边缘的圆滑度<sup>[19-20]</sup>相对提高, 并且目标大小更加接近于真实目标大小。但是在融合算法重建的图像中, 目标之间的边界清晰, 并且能够准确地体现出目标的具体位置, 目标尺寸也与实际模型更为接近, 伪影变小。目标数量不同时, 随着目标数量的增加, 由于内部场域变得更加复杂, 例如模型 9, 单一激励模式无法准确的呈现出内部真实的目标的尺寸和数量, 且相对于目标数量较少的场域, 相邻近的目标边界更加模糊; 但在融合算法重建出的图像中, 目标区域的空间分辨率显著提升, 并且位置靠近的目标的边界可以呈现得更加清晰、分散, 目标之间的模糊性边界现象减弱, 目标的数量和位置也能准确的呈现出来; 即使随着目标数量的增加, 也不会出现成像分辨率低、目标数量模糊以及相邻目标相互影响导致偏差过大的问题, 目标伪影也在减小。此外, 在目标形状不同时, 如模型 10 和模型 11, 单一激励模式下的成像目标只能大体上反映出其位置信息, 整体上无法分辨其具体形状, 在融合算法重建的图像中, 不但有效减小了目标成像伪影, 而且成像目标轮廓更贴近其真实形状。融合前后图像分辨率的对比如图 5、7 所示。实验结果表明, 融合算法能够显著提高图像分辨率, 尤其是在目标数量较多或目标位置较近的情况下, 融合算法能够有效减少目标边缘的模糊现象, 提高目标定位精度。

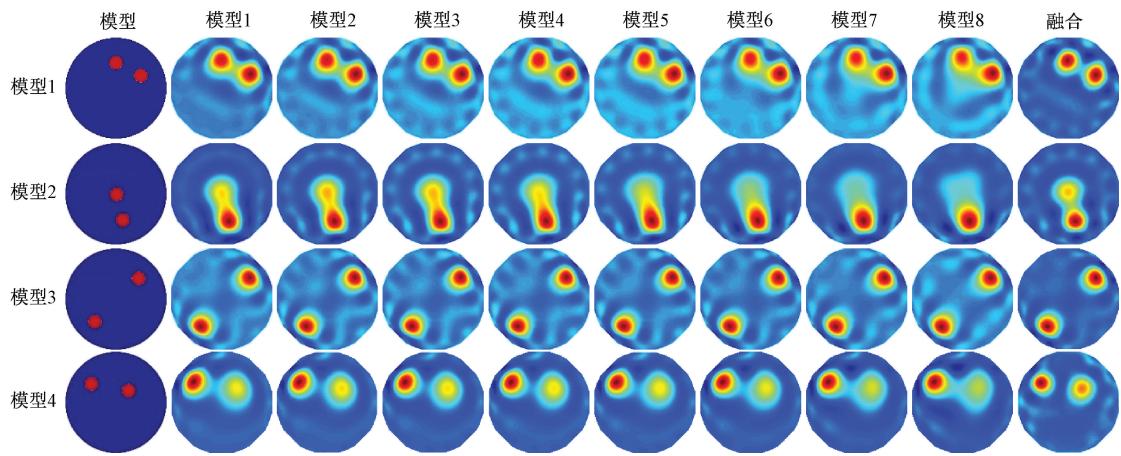


图 5 目标数量相同、位置不同八模式融合对比

Fig. 5 Comparison diagram of eight-mode fusion with the same number of targets and different positions

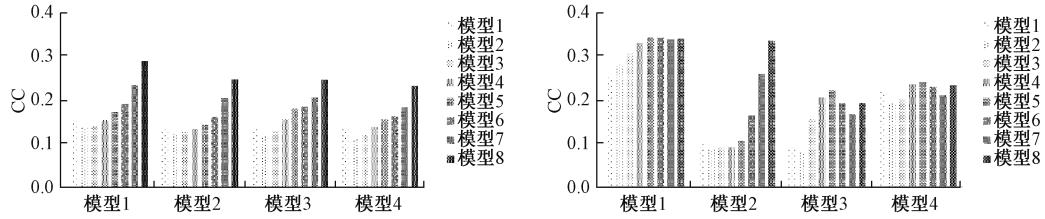


图 6 模型 1~4 在融合算法下的重建图像相对于 8 种单一模式的指标变化率

Fig. 6 Index change rates of reconstructed images of models 1~4 under the fusion algorithm relative to the eight single modes

表 2 模型 1~4 在融合算法下的重建图像相对于 8 种单一模式的指标变化率

Table 2 The index change rates of reconstructed images of models 1~4 under the fusion algorithm relative to eight single modes (%)

模式	模型 1		模型 2		模型 3		模型 4	
	CC	RR	CC	RR	CC	RR	CC	RR
模式 1	15.11	25.17	13.19	10.31	13.52	9.26	13.44	22.17
模式 2	13.68	28.00	12.30	8.52	11.66	7.93	11.07	19.10
模式 3	13.99	30.77	12.53	9.18	12.92	15.43	11.85	20.19
模式 4	15.39	32.96	13.23	9.12	15.52	20.46	13.80	23.54
模式 5	17.12	34.18	14.30	10.61	17.99	22.10	15.51	24.10
模式 6	19.03	34.05	16.15	16.29	18.41	19.19	16.19	22.86
模式 7	23.29	33.78	20.38	25.85	20.58	16.62	18.34	20.97
模式 8	28.95	33.86	24.68	33.42	24.56	19.19	23.16	23.26

表 3 模型 5~9 在融合算法下的重建图像相对于 8 种单一模式的指标变化率

Table 3 The index change rates of reconstructed images of models 5~9 under the fusion algorithm relative to eight single modes (%)

模式	模型 5		模型 6		模型 7		模型 8		模型 9	
	CC	RR								
模式 1	13.85	33.79	13.52	9.26	14.96	22.90	13.41	12.73	19.08	18.59
模式 2	12.37	34.77	11.66	7.93	12.78	24.96	11.97	16.42	15.36	18.10
模式 3	12.44	37.07	12.92	15.43	12.85	26.77	12.59	19.42	16.71	21.95
模式 4	13.23	38.33	15.52	20.46	14.21	29.87	14.30	22.66	19.80	25.48
模式 5	14.40	40.00	17.99	22.10	16.66	32.43	16.48	25.00	23.93	28.15
模式 6	15.55	41.38	18.41	19.19	19.01	32.88	18.64	24.98	25.97	29.12
模式 7	18.09	43.72	20.58	16.62	23.45	33.44	21.22	24.16	31.57	30.14
模式 8	21.87	46.21	24.56	19.19	30.67	34.38	24.55	27.22	40.03	31.37

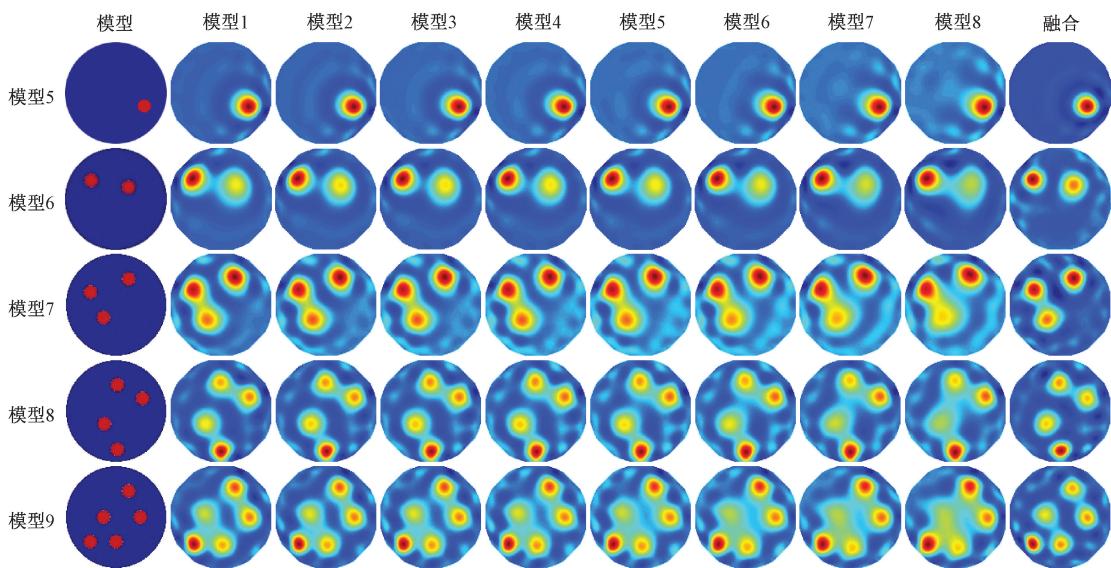


图 7 目标数量不同、位置不同八模式融合对比

Fig. 7 Comparison diagram of eight-mode fusion with different number of targets and different positions

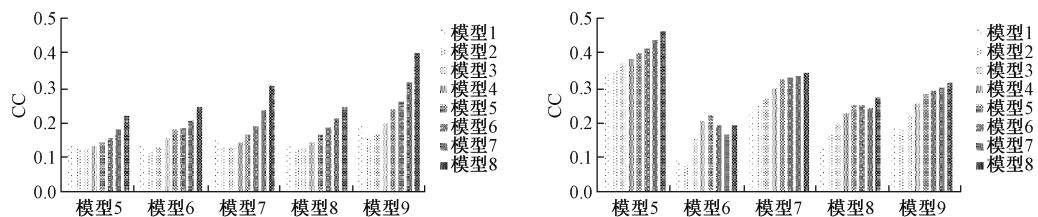


图 8 模型 5~9 在融合算法下的重建图像相对于 8 种单一模式的指标变化率

Fig. 8 Index change rates of reconstructed images of models 5~9 under the fusion algorithm relative to the eight single modes

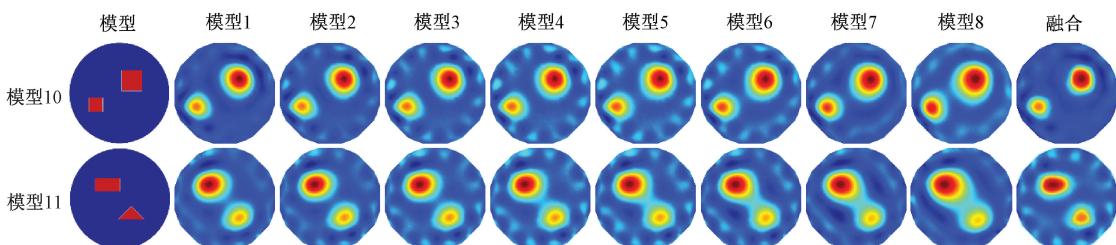


图 9 目标形状不同八模式融合对比

Fig. 9 Comparison diagram of eight-mode fusion of different target shapes

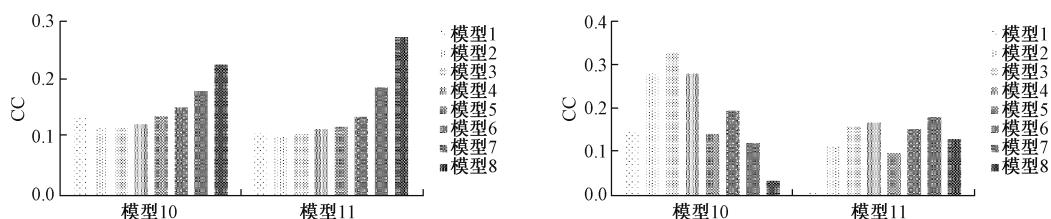


图 10 模型 10~11 在融合算法下的重建图像相对于 8 种单一模式的指标变化率

Fig. 10 The index change rate of reconstructed images of models 10~11 under the fusion algorithm relative to the eight single modes

表4 模型10~11在融合算法下的重建图像相对于8种单一模式的指标变化率

Table 4 The index change rates of reconstructed images of models 10~11 under the fusion algorithm

模式	relative to eight single modes		(%)	
	模型10	模型11	CC	RR
模式1	13.41	14.80	11.15	0.91
模式2	11.65	28.19	10.11	11.19
模式3	11.59	32.84	10.77	15.78
模式4	12.31	27.97	11.43	16.79
模式5	13.68	14.15	11.88	9.89
模式6	15.17	19.54	13.62	15.25
模式7	18.02	12.06	18.56	17.96
模式8	22.57	3.56	27.28	13.03

实验结果表明,融合后的图像相关系数平均提高了19.86%,相对误差平均降低了28.89%,显著优于单一激励模式下的图像重建效果。

通过3组模型的CC和RR的柱状图,可知这几种模型的CC和RR值都为正,这说明融合算法重建图像的相关系数(COR)相比于8种单一模式所重建图像的更高,相对误差(RE)比8种单一模式更低;结合重建图像分辨率和量化指标的分析,故可判定该研究算法相较于8种单一模式成像更具有可靠性和有效性。

### 3 结 论

针对EIT中因“软场”效应和欠定性导致的图像分辨率低、伪影显著等问题,提出了一种基于八激励模式数据融合的优化算法。通过交叉验证方法动态训练各激励模式下测量值的权重矩阵,结合多模态数据融合策略,将8种单一激励模式的优势互补,构建全局灵敏度矩阵与融合测量值矩阵,最终通过Tikhonov正则化算法实现高分辨率图像重建。核心技术体现在权重分配机制的设计上,通过逐次删除测量值并量化其对重建质量的影响,动态确定各测量值的可信度权重,突破了传统方法依赖理想均匀场灵敏度系数的局限性。技术难点主要集中于多模式数据的有效融合与正则化参数的优化,需在保证算法稳定性的前提下平衡数据冗余与信息互补性,同时避免过拟合。未来研究可进一步扩展训练样本规模以优化权重矩阵的普适性,并探索深度学习框架下的自适应权重训练方法,结合参数化水平集算法提升复杂几何目标的表征能力,为EIT技术在动态监测与多目标检测中的实际应用提供更鲁棒的解决方案。

### 参考文献

[1] KANG S I, KHAMBAMPATI A K, JEON M H, et al. A

sub domain based regularization method with prior information for human thorax imaging using electrical impedance tomography [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(2): 025703.

- [2] YAO J, CHEN H, XU Z, et al. Development of a wearable electrical impedance tomographic sensor for gesture recognition with machine learning [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24(6): 1550-1556.
- [3] ZHAO Z, HE H, LUO J, et al. Detection of pulmonary oede-ma by electrical impedance tomography: Validation of previously proposed approaches in a clinical setting [J]. Physiological Measurement, 2019, 40(5): 054008.
- [4] WU Y, CHEN B, LIU K, et al. Shape reconstruction with multiphase conductivity for electrical impedance tomography using improved convolutional neural network meth-od [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(7): 9277-9287.
- [5] MURPHY E K, MAHARA A, WU X, et al. Phantom experiments using soft prior regularization EIT for breast cancer imaging [J]. Physiological Measurement, 2017, 38(6): 1262-1277.
- [6] ARISTOVICH K Y, PACKHAM B C, KOO H, et al. Imaging fast electrical activity in the brain with electrical impedance tomography [J]. Neuroimage, 2016, 124(Pt A): 204-213.
- [7] BIGURI A, GRYCHTOL B, ADLER A, et al. Tracking boundary movement and exterior shape modelling in lung EIT imaging [J]. Physiological Measurement, 2015, 36 (6): 1119-1135.
- [8] 陈锐锋,方路平,潘清,等.多模态医学图像融合超声检查系统的设计与实现[J].计算机工程,2015,41(4): 294-299.
- CHEN R F, FANG L P, PAN Q, et al. Design and implementation of a multimodal medical image fusion ultrasound examination system [J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 294-299.
- [9] 李坤,张煜林,邵云峰,等.电阻层析成像技术最优激励与测量模式的研究[J].测试技术学报,2017,31(3): 185-189.
- LI K, ZHANG Y L, SHAO Y F, et al. Research on the optimal excitation and measurement patterns of electrical resistance tomography technology [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2017, 31(3): 185-189.
- [10] LI J, YUE S, DING M, 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.

- [11] 王泽莹. 电阻抗绝对成像与质量评估研究[D]. 天津: 天津大学, 2021.  
WANG Z Y. Research on electrical impedance absolute imaging and quality assessment [D]. Tianjin: Tianjin University, 2021.
- [12] 王琦, 张涛, 徐超炜, 等. 多尺度注意力融合与视觉 Transformer 方法优化的电阻抗层析成像深度学习方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 52-63.  
WANG Q, ZHANG T, XU CH W, et al. Deep learning method for electrical impedance tomography optimized by multi-scale attention fusion and visual Transformer approach [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 52-63.
- [13] 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.  
WANG Z CH, CHEN X Y, WANG Q, et al. Deep electrical tomography imaging method based on residual self-attention connection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 288-301.
- [14] 唐志一, 蔡颖, 王会. 自适应加权算法的多传感器数据融合方法[J]. 指挥信息系统与技术, 2022, 13(5): 66-70.  
TANG ZH Y, CAI Y, WANG H. Multi-sensor data fusion method based on adaptive weighting algorithm [J]. Comm-and Information Systems and Technology, 2022, 13(5): 66-70.
- [15] 张炯. 基于 Transformer 与 MAE 的多模态医学图像融合方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2023.  
ZHANG J. Research on multimodal medical image fusion method based on transformer and MAE [D]. Taiyuan: North University of China, 2023.
- [16] 朱芮. 多模态医学图像融合若干问题研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.  
ZHU R. Research on several issues of multimodal medical image fusion [D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [17] 张汝超, 陈龙, 张祺岳, 等. 面向 CFRP 层压板的贴片式 EIT 检测方法[J]. 电子世界, 2021 (23): 117-119.  
ZHANG R CH, CHEN L, ZHANG Q Y, et al. Patch-type EIT detection method for CFRP laminates [J]. Electronics World, 2021(23): 117-119.
- [18] 丁明亮, 李晓童, 卢立晖. 基于邻域信息和快速 FCM 的肺部电阻抗成像伪迹优化算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(9): 3320-3327.  
DING M L, LI X T, LU L H. Lung electrical impedance tomography artifact optimization algorithm based on neighborhood information and fast FCM [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44 (9): 3320-3327.
- [19] 王梦圆. 结合信息融合的 ECT 成像技术研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.  
WANG M Y. Research on ECT imaging technology combined with information fusion [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [20] 马敏, 王伯波, 薛倩. 基于数据融合的 ECT 图像重建算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2798-2803.  
MA M, WANG B B, XUE Q. ECT image reconstruction algorithm based on data fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2798-2803.

## 作者简介



丁明亮(通信作者), 2004 年于曲阜师范大学获得学士学位, 2007 年于中国石油大学(华东)获得硕士学位, 2020 年于天津大学获得博士学位, 现为曲阜师范大学副教授, 主要研究方向为电阻抗成像、目标跟踪、信息融合与智能控制。

E-mail: mlding@tju.edu.cn

**Ding Mingliang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Qufu Normal University in 2004, M. Sc. degree from China University of Petroleum (East China) in 2007 and Ph. D. degree from Tianjin University in 2020, respectively. Now he is an associate professor in Qufu Normal University. His main research interests include electrical impedance tomography (EIT), target tracking, information fusion, and intelligent control.