

DOI: 10.3969/j.issn.1671-024x.2025.04.004

## 基于矩阵分解的三维动态电阻抗断层成像方法

李秀艳<sup>1,2</sup>, 赵天晨<sup>1,2</sup>, 王琦<sup>1,2</sup>, 韩晶<sup>3</sup>

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学 纺织未来技术研究中心, 天津 300387;  
3. 天津大学 海河医院, 天津 300350)

**摘要:** 针对医学诊断成像和监测领域中运动目标在三维空间中的实时跟踪问题, 基于电阻抗断层成像(EIT)技术, 提出了一种矩阵分解的三维重建算法(3D-LS), 通过同时考虑时间连续性和空间结构信息, 有效分离三维电阻抗图像中的动态分量和背景分量。以小球运动为例, 采用多线电极构建三维动态 EIT 模型并进行仿真和实验验证。结果表明: 3D-LS 算法重建的图像具有更好的三维结构连续性和更均匀的电导率分布; 与传统成像算法相比, 在小球沿 X 轴运动案例仿真中, 仿真重建图像相对误差(RE)平均降低了 28.9%, 结构相似度(SSIM)平均提高了 22.4%, 在沿 Y 轴运动案例中, 仿真重建图像 RE 平均降低了 36.9%, SSIM 平均提高了 44.0%; 实验重建图像 RE 平均降低了 19.9%, SSIM 平均提高了 23.2%。仿真和实验结果均证实了该方法在三维动态 EIT 重建领域具有重要的应用价值。

**关键词:** 电阻抗断层成像; 矩阵分解算法; 逆问题; 运动目标重建

中图分类号: R318.6; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1671-024X(2025)04-0019-09

### Three-dimensional dynamic electrical impedance tomography based on matrix decomposition

LI Xiuyan<sup>1,2</sup>, ZHAO Tianchen<sup>1,2</sup>, WANG Qi<sup>1,2</sup>, HAN Jing<sup>3</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. Research Center for Future Textile Technology, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 3. Tianjin Haihe Hospital, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

**Abstract:** Real-time tracking of moving targets in three-dimensional space constitutes a critical challenge in medical diagnostic imaging and monitoring. Traditional medical imaging techniques, restricted by their imaging speed, struggle to achieve real-time monitoring of moving targets. Electrical Impedance Tomography (EIT) provides the benefits of radiation-free operation and high temporal resolution. To address this challenge, we propose a matrix decomposition-based three-dimensional reconstruction algorithm (3D-LS). By simultaneously considering temporal continuity and spatial structural information, the algorithm effectively distinguishes dynamic components from background ones in three-dimensional impedance images. Taking a moving sphere as an example, we constructed a three-dimensional dynamic EIT model with multi-wire electrodes and performed experimental validation. The results demonstrate that images reconstructed via the 3D-LS algorithm exhibit better three-dimensional structural continuity and more uniform conductivity distribution. Compared with traditional imaging algorithms, for sphere motion along the X-axis, the relative error of the reconstructed image was 50.1%, indicating an average decrease of 28.9%, and the structural similarity was 75.7%, showing an average increase of 22.4%. For motion along the Y-axis, the relative error was 51.5%, indicating an average decrease of 36.9%, and the structural similarity was 83.9%, showing an average increase of 44.0%. Both simulation and experimental results confirm the significant practical value of this method in three-dimensional dynamic EIT reconstruction.

**Key words:** electrical impedance tomography; matrix decomposition algorithm; inverse problem; motion target reconstruction

收稿日期: 2024-11-27

基金项目: 天津市科技计划项目(23JCQNJC01490)

第一作者: 李秀艳(1981—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器学习、电阻抗成像技术。E-mail: lixiuyan@tiangong.edu.cn

通信作者: 王琦(1985—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向包括生物医学图像智能计算、嵌入式系统及应用。E-mail: wangqitju@163.com

电阻断层扫描(electrical impedance tomography, EIT)作为一种非侵入性、非电离、无辐射的成像技术,凭借其独特优势而备受关注,广泛应用在工业和生物医学专业<sup>[1]</sup>,如多相流检测<sup>[2]</sup>、地球物理层地下成像<sup>[3-4]</sup>和生理检测<sup>[5-6]</sup>等。其中,EIT在肺功能检测技术中的应用比较成熟<sup>[7]</sup>,通过在胸腔体表安置电极,测量交流电流在人体组织中产生的电压分布来重建肺部的电导率分布。这种技术不仅无创伤,而且具有成本低、便携性好、实时性强等特点,在临床监测和诊断中具有广泛的应用前景。

近年来,随着深度学习技术的快速发展,研究人员在EIT图像重建算法方面进行了广泛探索,取得了显著进展。在EIT图像重建领域,当前研究主要集中在基于深度学习的方法与传统数值求解方法的结合与改进。深度学习方法因其在特征提取与非线性映射上的优越表现,成为EIT图像重建的重要研究方向。Wang等<sup>[8]</sup>设计了基于双分支U-Net的DHU-Net,利用可变形卷积和超卷积增强了特征提取能力。基于深度学习的技术通过复杂的网络结构有效地提升了EIT重建的精度和鲁棒性,但在实际应用中,往往对训练数据的规模和质量有较高的依赖。在EIT传统图像重建方法中,低秩和稀疏分解模型为图像重建提供了有效的理论支持。刘金华等<sup>[9]</sup>提出了一种结合低秩描述和稀疏刻画的动态磁共振图像重建模型,通过范数和低秩范数进行建模,并采用小波框架正则化,显著提高了重建质量。虽然该方法最初应用于磁共振成像,但其低秩与稀疏的思想同样适用于EIT图像重建。在EIT的数值求解方面,Dodd等<sup>[10]</sup>首次将D-bar方法应用于人体EIT数据的实时2D重建,成功实现了胸腔横截面差分图像的重建。Liu等<sup>[11]</sup>提出了一种基于时序稀疏贝叶斯学习的2D EIT重建方法,通过结合时空先验信息提高了图像质量和抗噪性能。然而,这些传统数值求解方法普遍受限于二维成像模式的固有缺陷。它们通常忽略了人体解剖结构的三维特性以及电导率随深度的变化,导致在复杂生理结构的动态变化监测中,重建效果难以令人满意。

由于二维EIT在图像重建时忽略了人体解剖结构的三维特性,导致动态监测复杂生理结构时效果不理想,许多研究人员开始关注三维EIT技术的发展,Yi等<sup>[12]</sup>提出了基于转置卷积的神经网络(TN-Net)来处理三维重建时维度显著增加带来的图像质量和抗噪性能问题;Chen等<sup>[13]</sup>则创新性地提出了基于点云变换器的ptEIT算法,通过不规则网格表示三维电导率分布,提高了重建精度。然而,这些方法各自存在明

显局限:TN-Net的网络结构难以保持重建目标的空间连续性特征;ptEIT的不规则网格表示方式容易在重建过程中引入伪影。更为关键的是,这些基于深度学习的方法都过度依赖高质量的训练样本,且计算量使其难以适应临床应用中复杂多变的测量环境。

针对三维EIT重建中深度学习方法存在的数据依赖性强和空间连续性难以保证等问题,本研究提出了一种新颖的矩阵分解算法。该方法通过低秩分量捕捉背景结构的连续性,同时利用稀疏分量提取动态变化特征,实现了时空信息的有机统一。通过分离背景和动态分量,算法不仅能准确追踪动态目标的运动轨迹,还能有效抑制重建过程中的伪影。本文首次将三维矩阵分解理论应用于动态EIT重建。与现有基于深度学习的方法相比,该方法无需大量训练样本,具有更强的理论保证和物理解释性,通过详细的仿真和实验验证,在多个评价指标上均表现出优越性。

## 1 EIT 成像理论

动态EIT成像采用时差成像方法<sup>[14]</sup>,可以被表示为:

$$\Delta V = F(\sigma) + e \quad (1)$$

式中: $F$ 为非线性正演算子; $\sigma$ 为时间差分电导率; $e$ 为测量误差; $\Delta V$ 为时间差分的测量边界电压值。式(1)可以被线性化为:

$$\Delta V = J\sigma + e \quad (2)$$

式中:用灵敏度矩阵 $J$ 来替代非线性正演算子 $F$ 。其中 $\sigma \in \mathbb{R}^N$ 里面包含二维图像中的每一个像素。为了利用边界电压测量差值来计算场域内的电导率分布,需要解决一个逆问题,该过程就是图像重建,通常可以表示为式(3)所示的最小化问题:

$$\min \frac{1}{2} \| J\sigma - \Delta V \|_2^2 + \lambda \| \varphi \| \quad (3)$$

## 2 3D 矩阵分解算法(3D-LS)

### 2.1 时空矩阵构建

本文采用 $\sigma(x, t)$ 表示时间差分电导率矩阵。其中: $x$ 为二维图像的像素点; $t$ 对应某一时刻。时空信号 $\sigma(x, t)$ 可以重新排列成如下矩阵形式:

$$\delta\sigma = \begin{bmatrix} \sigma(x_1, t_1) & \cdots & \sigma(x_1, t_L) \\ \vdots & & \vdots \\ \sigma(x_N, t_1) & \cdots & \sigma(x_N, t_L) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $N$ 为重构图像的像素数; $L$ 为时间样本数; $\delta\sigma \in R^{N \times L}$ 的列对应二维图像的像素(电导率分布),它的行

对应不同时刻的二维切面的对应像素信息。本文从矩阵的角度引入了一种新的三维矩阵。对于MRI成像、EIT成像等医学成像来说,传统的L+S模型一般只考虑时间维度的信息,而忽略了三维空间维度的信息。重建的三维图像里包含多层二维图像之间的空间结构信息,用 $s$ 来表示空间层数,本文将原来的二维矩阵 $\delta\sigma \in \mathbb{R}^{N \times L}$ 扩展到 $\Delta\sigma \in \mathbb{R}^{N \times L \times K}$ 。式(5)给出了某一层的三维矩阵形式:

$$\Delta\sigma = \begin{bmatrix} \sigma(x_1, t_1, s_K) & \cdots & \sigma(x_1, t_i, s_K) & \cdots & \sigma(x_1, t_L, s_K) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \sigma(x_j, t_1, s_K) & \cdots & \sigma(x_j, t_i, s_K) & \cdots & \sigma(x_j, t_L, s_K) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \sigma(x_N, t_1, s_K) & \cdots & \sigma(x_N, t_i, s_K) & \cdots & \sigma(x_N, t_L, s_K) \end{bmatrix} \quad (5)$$

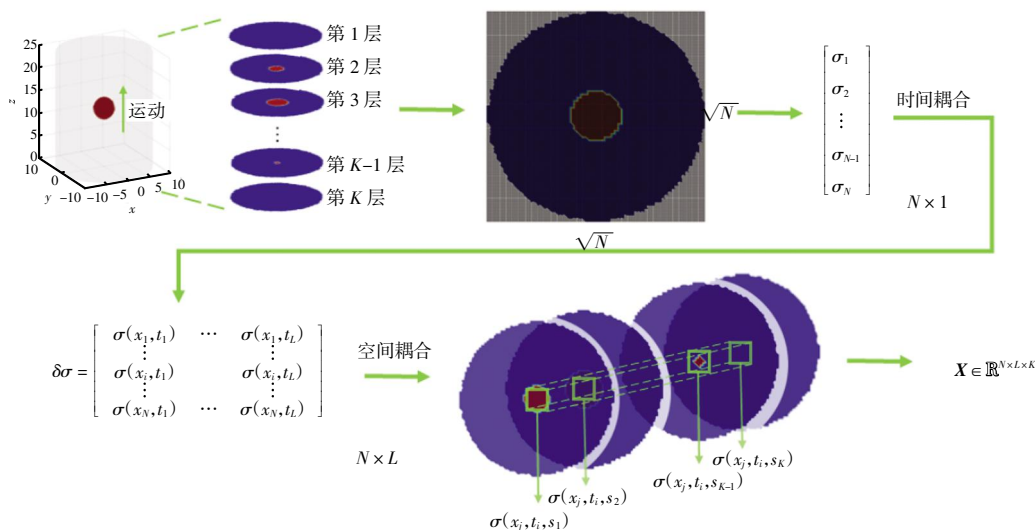


图1 时空矩阵构建方案

Fig.1 Construction program of space-time matrix

$$\min \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 \quad \text{s.t.} \quad X = L + S \quad (7)$$

式中: $\|L\|_*$ 为低秩 $L$ 矩阵的核范数; $\|S\|_1$ 为 $S$ 矩阵的1范数; $\lambda$ 为一个正则化权重。将约束优化问题松弛为非约束优化问题,可得到下式:

$$\min \frac{1}{2} \|J(L + S) - \Delta V\|_2^2 + \lambda_L \|L\|_* + \lambda_S \|TS\|_1 \quad (8)$$

式中: $T$ 为基于图像先验域稀疏性假设的稀疏变换算子; $\lambda_L$ 和 $\lambda_S$ 为正则化参数,来平衡核范数和 $l_1$ 范数。本文使用近似梯度法来求解该问题,近似梯度法用于求解一般形式的凸问题:

$$\min g(x) + h(x) \quad (9)$$

式中: $g$ 在原问题中对应第1项 $\min \frac{1}{2} \|J(L + S) - \Delta V\|_2^2$ ,这是一个二次型函数,显然是凸函数且光滑; $h$

完整的三维矩阵 $X \in \mathbb{R}^{N \times L \times K}$ 构建过程如图1所示。首先三维EIT重建图像中包含 $K$ 层二维图像,对每一层的二维图像进行剖分得到 $N$ 个像素(电导率)组成的列向量;将不同时刻的电导率矩阵进行时间耦合,得到某一层的时间维度电导率 $\delta\sigma \in \mathbb{R}^{N \times L}$ ;最后将 $K$ 个 $\delta\sigma$ 矩阵进行空间耦合,得到包含时间维度和空间维度信息的三维矩阵 $X \in \mathbb{R}^{N \times L \times K}$ 。

## 2.2 算法求解

如前文所述,本文将三维矩阵 $X$ 分解成一个低秩矩阵 $L$ 和一个稀疏矩阵 $S$ 相叠加的形式。可以用经典的鲁棒主成分分析法求解此类问题:

$$\text{rank}(L) + \lambda \|S\|_0 \quad \text{s.t.} \quad X = L + S \quad (6)$$

式(6)中的优化问题为非确定多项式问题,本文使用凸松弛将非凸函数转化为凸函数, $L$ 矩阵的秩用核范数代替,矩阵 $S$ 的 $l_0$ 范数用 $l_1$ 范数来代替。

在原问题中对应正则化项 $\lambda_L \|L\|_* + \lambda_S \|TS\|_1$ ,这些范数项通常是凸的但不一定光滑。根据近端梯度法的理论, $L$ 和 $S$ 的子问题可以表述为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|J(L + S) - \Delta V\|_2^2 + \lambda_L \|L\|_* \\ \min \frac{1}{2} \|J(L + S_S) - \Delta V\|_2^2 + \lambda_S \|TS\|_1 \end{cases} \quad (10)$$

$L$ 子问题通过奇异值分解和软阈值操作来解决, $S$ 子问题通过软阈值算子来解决,这2个子问题交替求解,直到收敛到最优解。式(11)为近端梯度算法的迭代形式:

$$x_k = \text{prox}_h(x_{k-1} - t_k \nabla g(x_{k-1})) \quad (11)$$

式中: $t_k$ 为步长序列; $\text{prox}_h(\cdot)$ 表示正则项 $h(x)$ 的邻近算子。对于低秩项 $L$ ,使用奇异值软阈值操作;对于稀

疏项  $S$ , 采用软阈值化处理, 分别对应  $\|L\|_1$  和  $\|T(S)\|_1$  的最小化过程。

$$\text{prox}_h(y) = \min \frac{1}{2} \|y - x\|_2^2 + h(x) \quad (12)$$

$h(x)$  表示核范数, 邻近函数可以表示为奇异值的软阈值;  $h(x)$  表示  $l_1$  范数, 系数软阈值决定邻近函数。当步长  $t$  不变时, 等式(8)的近端梯度法为:

$$L_k = \text{SVT}\lambda_L(X_{k-1} - S_{k-1}) \quad (13)$$

$$S_k = T^{-1}(\Lambda_{\lambda_S}(T(X_{k-1} - L_{k-1}))) \quad (14)$$

其中, 式(13)每一次迭代计算  $X_{k-1} - S_{k-1}$  的差值,  $\text{SVT}(L) = U\Lambda_\lambda(\Sigma)V$  定义奇异值阈值。式(14)中:  $\Lambda_\lambda(l) = \frac{l}{|\lambda|} \max(|\lambda| - \lambda_L, 0)$  为软阈值;  $\lambda_L$  为低秩矩阵  $L$  的正则化权重, 将软阈值  $\Lambda_\lambda$  应用于  $T(X_{k-1} - L_{k-1})$ 。其中:  $T$  为  $X_{k-1} - L_{k-1}$  的稀疏变换;  $\lambda_S$  为稀疏矩阵  $S$  的正则化权重。

最后, 通过灵敏度矩阵  $J$  来复原迭代得到的电压数据, 计算它与真实值  $V$  之间的差异, 并通过梯度信息进行调整, 得到下一次迭代的三维电导率矩阵  $X_k$ 。  $X_k$  的更新表示为:

$$X_k = L_k + S_k - J^{T*}(J(L_k + S_k) - V) \quad (15)$$

式(15)的迭代过程会使得式(8)中的目标值最小化。

三维 EIT 矩阵分解算法总结如下:

输入:  $J, T, V, X, \lambda_L, \lambda_S$

输出:  $L, S$

1: 初始化  $k = 0$ ;

2: 求解式(13)中的  $L_k$ ;

3: 求解式(14)中的  $S_k$ ;

4: 求解式(15)中的  $X_k$ , 根据式(13)和式(14)的结果;

5:  $k = k + 1$ ;

6: end while

### 3 基于矩阵分解算法的 3D-EIT 图像重建

#### 3.1 三维动态小球模型建立

本文通过 COMSOL Multiphysics 模拟了一个三维圆柱形区域。在区域内部放置一个球型物体, 构建 2 种电导率分布, 模拟球型物体在圆柱区域内部动态变化的情况, 并将球型电导率设置为 0.5 S/m, 圆柱的成像区域电导率设置为 0.1 S/m。三维结构如图 2 所示。

利用多环电极平面的测量结果提高  $Z$  轴上的空间分辨率, 在垂直于  $Z$  轴的多个体素层上重建图像。添

加了 5 层电极环, 每层电极环之间间距 5 cm。每层电极有 16 个, 电极直径为 1 cm, 采用注入电流为 10 mA 的相邻激励测量模式。5 层电极环的模型如图 3 所示。

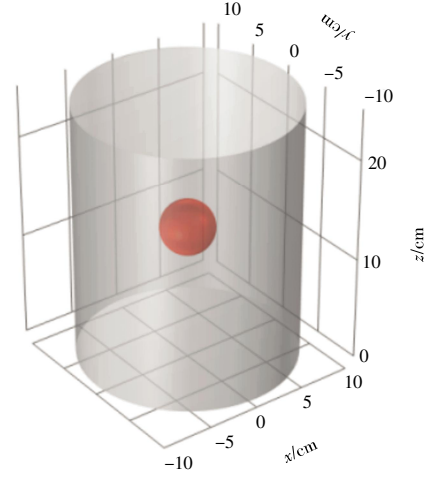


图 2 动态小球三维模型

Fig.2 Three-dimensional modeling of dynamic spheres

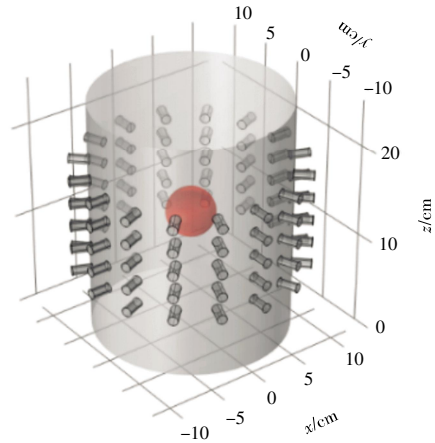


图 3 带有 5 个电极环的三维模型

Fig.3 Three-dimensional model with five electrode rings

为了获得更高的三维图像分辨率并且加快成像速度, 将图像重建到垂直于  $Z$  轴的体素层上<sup>[15]</sup>。本文将三维重建图像设置为 87 个重建层, 每一层的分辨率为  $64 \text{ mm} \times 64 \text{ mm}$ , 重建层之间的间隔为 0.5 cm。EIT 的逆问题重建 3D 网格如图 4 所示。

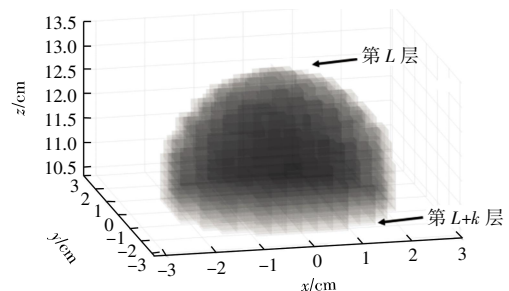


图 4 解决逆问题的三维网格

Fig.4 3D grids for solving inverse problems

### 3.2 对比算法和评价参数

本文选择二维低秩与稀疏矩阵分解方法、共轭梯度方法和总变差正则化方法来作为三维成像的对比方法,这 3 种算法分别被标记为:2D-LS、CGLS 和 TV。其中,总变差正则化选择了文献[16]方法;二维低秩稀疏矩阵分解方法选择了文献[17]方法,这是一种基于 MRI 的方法。本文将这些只能处理二维信息的算法加以改进,使它们可以处理 EIT 的三维信息,以便进行更加公平的比较。

本文使用相对误差和结构相似度 2 个评价参数分析不同算法的图像重建效果。结构相似度(structural similarity index measurement, SSIM)用来评估算法对于重建三维电导率分布的保持能力;相对误差(relative error, RE)来评估重建三维电导率分布和真实电导率分布之间的差异程度。描述如下:

$$RE = \frac{\|\sigma_x - \sigma_y\|}{\|\sigma_y\|} \quad (16)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + A_1)(2\delta_{xy} + A_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + A_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + A_2)} \quad (17)$$

式中: $\sigma_x$  表示重构归一化电导率分布; $\sigma_y$  表示真值归一化电导率分布; $\mu_x, \mu_y$  分别为重建电导率和真值电导率的平均值; $\delta_x^2$  和  $\delta_y^2$  分别为重建电导率和真值电导率值之间的方差; $\delta_{xy}$  为重建电导率和真值电导率之间

的协方差; $A_1$  和  $A_2$  为常数,确保分式的分母不为 0。

### 3.3 三维动态小球仿真

成像结果方案如图 5 所示。图 5 给出了圆筒案例真值二维切面图例,后续的所有三维结果都是根据示例图中的二维成像结果从下到上堆叠而成,重建电导率分布归一化至[0, 1]之间,并且本文对于实验结果中低绝对值的背景信息进行了透明化处理,以便突出包含物的结构。

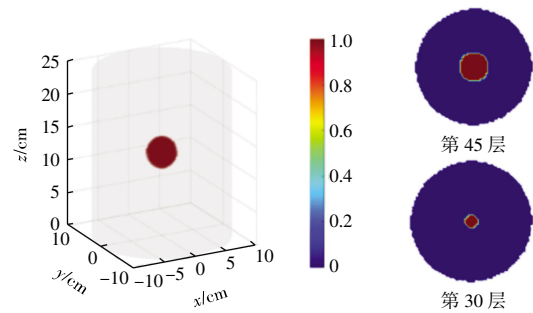


图 5 二维 EIT 的图像重建结果

Fig.5 Image reconstruction results for 2D EIT

本文模拟了 2 种实验结果,分别是小球沿着圆筒的 X 轴从右端向左端运动和小球沿着圆筒的 Y 轴从上向下进行运动,并对成像结果进行分析,结果如图 6 和图 7 所示。

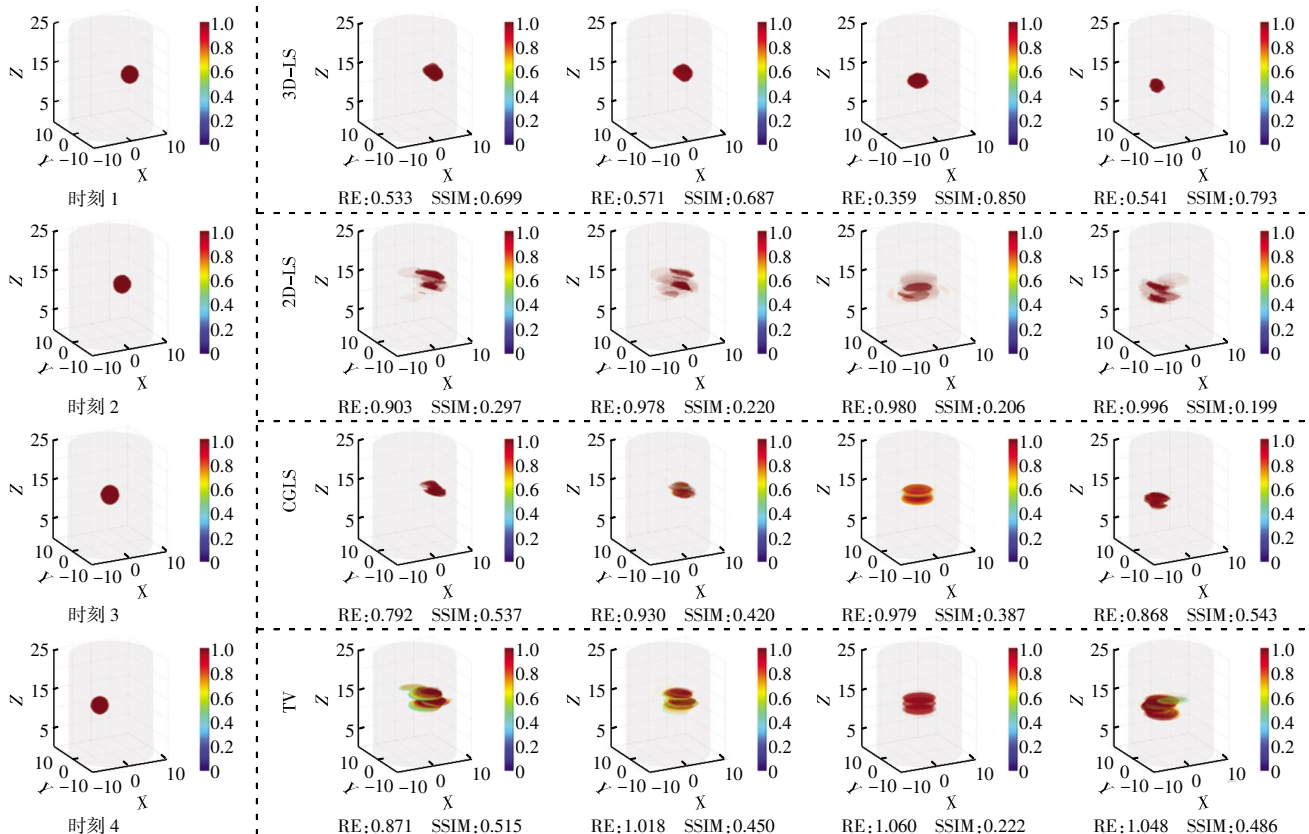


图 6 小球沿 X 轴从右向左运动的三维 EIT 动态仿真图像

Fig.6 3D EIT dynamic simulation images of small ball moving from right to left along X-axis

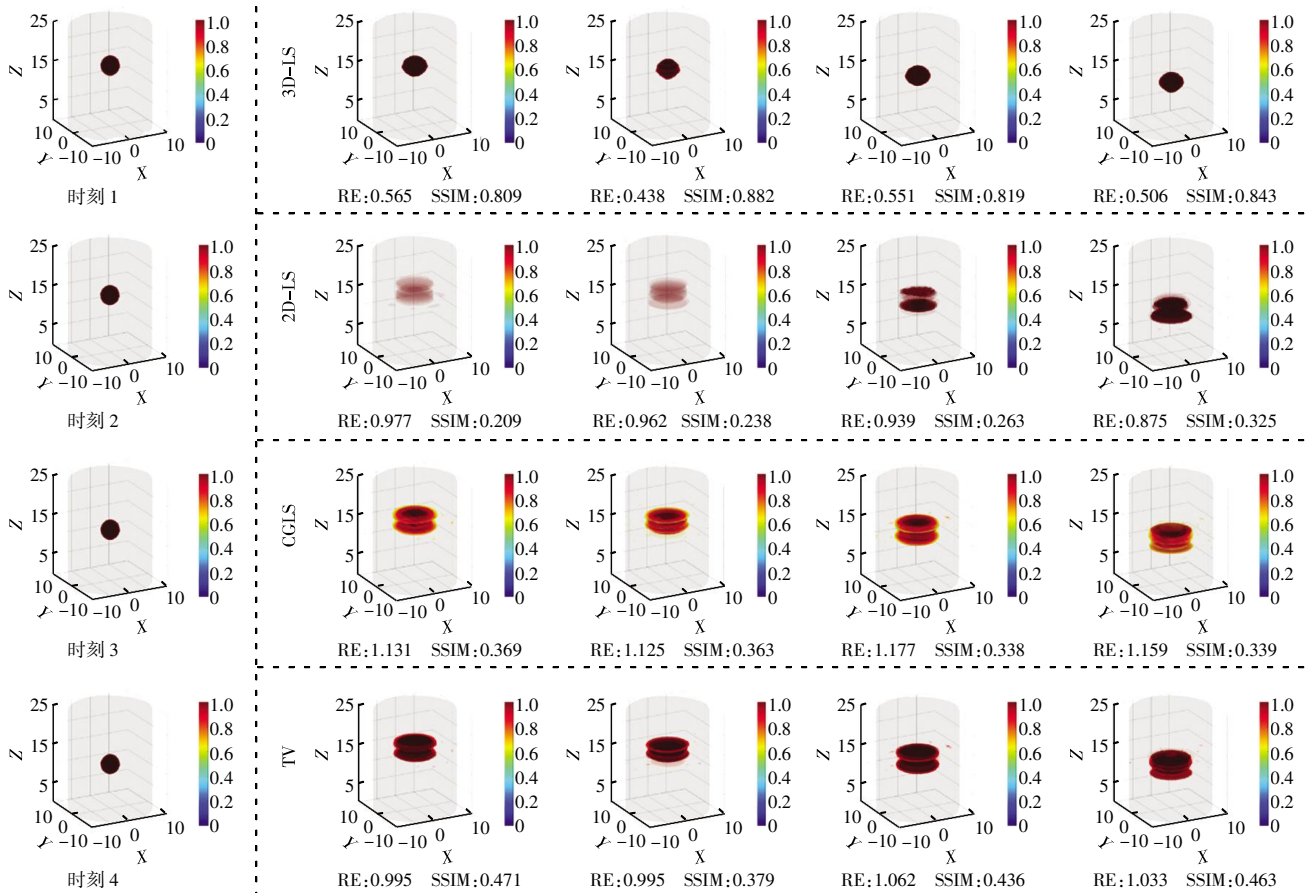


图 7 小球沿 Y 轴从上向下运动的三维 EIT 动态仿真图像

Fig.7 3D EIT dynamic simulation images of small ball moving from top to bottom along Y-axis

选取了运动过程中的 4 个典型时刻进行对比,并在每组三维图像下方给出相应的定量评价指标。图中最左列为小球运动的真值图像,右侧 4 行分别展示了 3D-LS、2D-LS、CGLS 和 TV 4 种算法的重建结果。由图 6 和图 7 可以看出,3D-LS 算法不仅准确重建出小球的空间位置,还较好地保持了其三维结构的连贯性和均匀的电导率分布。相比之下,其他 3 种算法的重建结果在不同层面之间存在明显的断裂,导致小球的结构和位置信息失真,难以准确反映小球的实际形状,且电导率分布呈现不均匀性。从定量指标来看,3D-LS 算法在 X 轴运动案例中,相对误差(RE)平均降低了 28.9%,结构相似指数(SSIM)平均提高了 22.4%;在 Y 轴运动案例中,相对误差(RE)平均降低了 36.9%,结构相似指数(SSIM)平均提高了 44.0%。由此表明,对于圆筒中小球的动态运动案例,和其他算法相比,3D-LS 算法能够提供更高质量的三维重建结果。

### 4 三维动态小球实验

本文将 3D-LS 算法应用于圆柱形水槽中小球运

动成像问题,实时监控小球的运动位置并对结果进行了分析。

#### 4.1 三维小球运动成像实验

实验平台采用自主研发的 16 电极 EIT 数据采集系统。实验容器为半径 5.5 cm、高度 15 cm 的圆柱形水槽,内部注入电导率为 0.1 S/m 的水溶液作为均匀背景场(参考测量状态)。实验目标为一个由不导电细线悬挂的圆形小球,确保小球完全浸没于溶液中。数据采集系统由传感阵列、FPGA 主控芯片、数/模转换器、压控流源(VCCS)、程控可变增益放大器(PGA)以及 PC 组成,信噪比为 70 dB,比特位分辨率为 14 位,激励电流的幅值大小为 4.5 mA,频率为 100 kHz。其实验装置如图 8 所示。

参考已开发的用于肺部呼吸监测的 EIT 系统,将 16 根电极线按照顺序连接在圆柱形水槽周围,以 50 kHz 频率相邻注入 10 mA 电流<sup>[18-20]</sup>,通过不导电的细线牵引小球缓慢做垂直运动。对于实验模型,以仅含盐水的水槽状态作为参考场,将小球在不同位置时的测量数据作为目标场,进行差分重建成像。

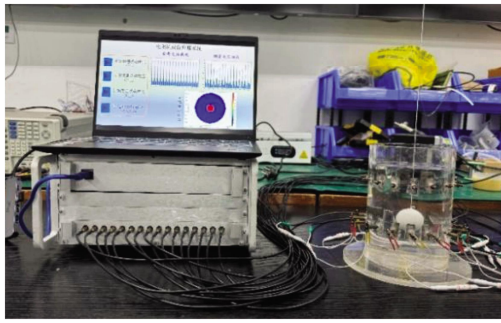


图 8 EIT 数据采集系统

Fig.8 EIT data acquisition system

### 4.2 三维 EIT 重建结果

采用 3D-LS 算法对小球在不同位置的测量数据进行三维 EIT 重建,实用 EIT 系统的响应时间包括数

据采集时间和图像重建时间。EIT 系统的时间分辨率为 68 帧/s,即数据采集时间为 14.7 ms,从数据传输到上位机系统进行算法成像的图像重建时间约为 1 156 ms,即每 1.17 s 生成 1 幅三维 EIT 图像。本实验的成像速度受限于当前计算机系统的响应时间,未来可通过算法优化和计算硬件升级来缩短单帧图像的处理时间。

从重建结果中,选取了小球从圆筒上半部分垂直移动到下半部分的 4 个时刻图像进行展示,将 3D-LS 算法的重建结果与 2D-LS 算法、CG 算法和 TV 算法的三维 EIT 重建图像进行对比,并且根据小球在实验圆柱形水槽中的高度,将实验结果与小球在仿真圆筒中对应高度的真值进行结果比较,结果如图 9 所示。

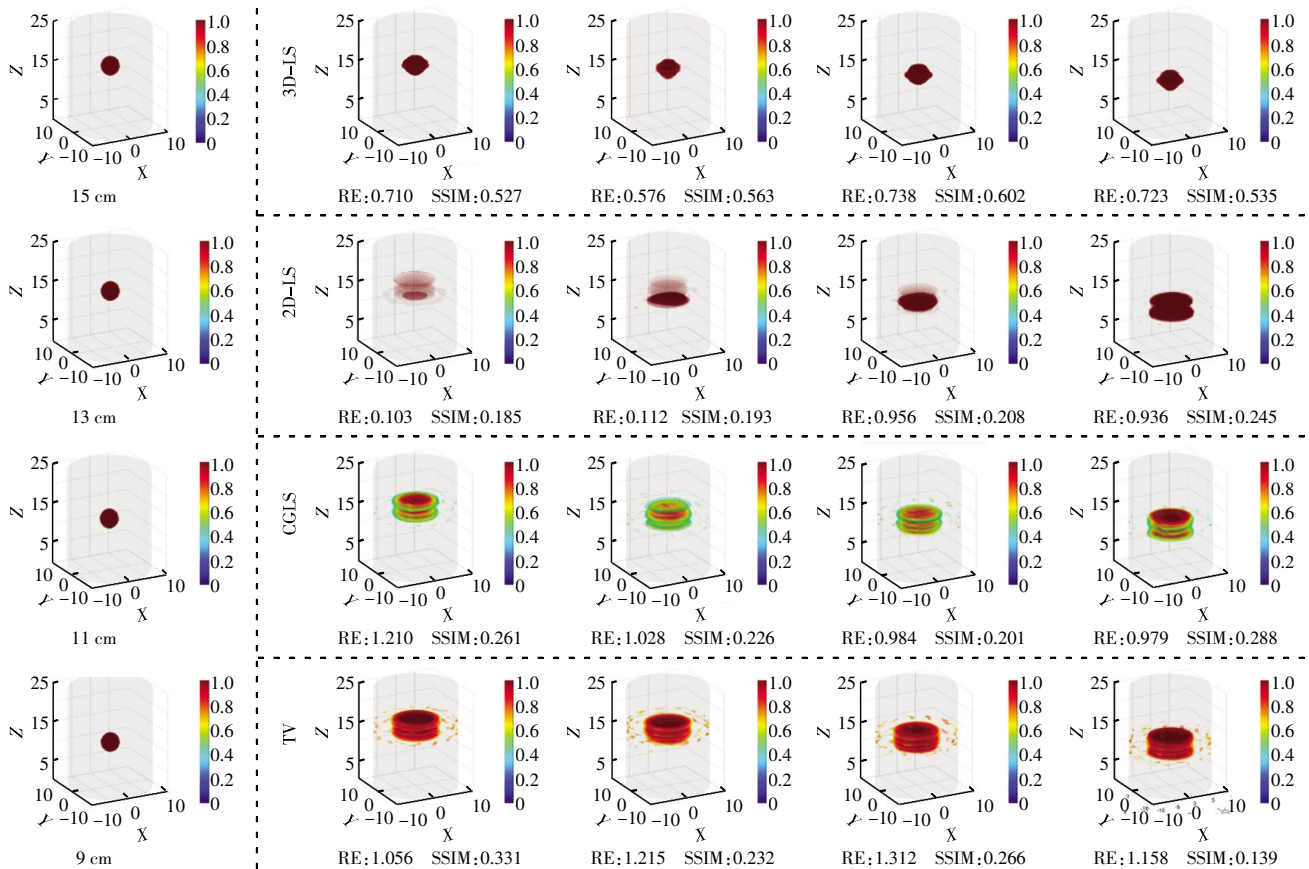


图 9 小球运动过程中 4 个时刻的三维 EIT 重建结果

Fig.9 3D EIT reconstruction results for four moments during ball motion

由图9可以看出,圆筒内部红色区域代表小球,3D-LS 算法不仅准确重建出小球在不同时刻的位置信息,还较好地恢复了小球的形状特征。与其他对比算法相比,3D-LS 算法重建的电导率分布更加均匀。而其他算法不仅存在电导率分布不均匀的问题,还伴随着明显的电极伪影,导致小球的形状和位置信息重建效果欠佳。对比小球位于 10~15 cm 高度范围内的 4

组仿真结果发现,3D-LS 算法重建三维结果的 RE 平均降低了 19.9%,SSIM 平均提高了 23.2%。在相对误差和结构相似性指数 2 方面都明显优于其他对比方法。

虽然 3D-LS 算法重建的小球轮廓存在一定棱角,但实验结果仍然充分证实了该算法在动态分量重建和背景抑制方面的有效性,进一步验证了 3D-LS 算法在 EIT 成像领域的优势及其应用前景。

为了全面理解EIT 三维成像技术在医学影像领域的定位,表 1 比较了几种主流三维医学成像模态的技术特点。

表 1 三维成像方法对比

Tab.1 Comparison of 3D imaging methods

成像方案	成像特点	实时性	图像分辨率	三维空间结构连续性
X 线摄影	结构成像	二维静态	较低	较高
3DCT	结构成像	三维静态	高	较高
4DCT	结构成像	三维动态	高	高
MRI	功能成像	三维静态	高	高
深度学习-EIT	功能成像	二维动态或三维静态	高	有待提高
3D-LS-EIT	功能成像	三维动态	较高	高

由表 1 中成像特点、图像分辨率、实时性等多个维度的对比可以看出,EIT 技术虽然在空间分辨率方面不及 CT、MRI 等传统影像设备,但其实时性、空间结构连续性和无创性等优势使其在连续监测等应用场景具有独特价值。特别地,本文提出的基于矩阵分解的三维 EIT 重建方法,在保持 EIT 固有优势的同时,通过创新的算法设计提升了重建质量,为临床应用提供了新的可能性。

## 5 结 论

本文针对三维动态 EIT 重建问题,提出了一种基于矩阵分解的新算法(3D-LS)。通过构建小球动态运动模型并采用多环电极采集数据,对仿真和实验数据进行三维重建验证。结果表明:

(1) 3D-LS 算法不仅能准确重建电导率分布,还可以实时监测三维空间结构中内含物的动态位置,展现了该算法在动态医学测量领域的应用潜力。

(2) 仿真实验结果表明,与传统成像算法相比,在小球沿 X 轴运动案例中,本文所提出的 3D-LS 方法仿真重建图像相对误差(RE)平均降低了 28.9%,结构相似度(SSIM)平均提高了 22.4%;在沿 Y 轴运动案例中,仿真重建图像 RE 平均降低了 36.9%,SSIM 平均提高了 44.0%。同时,该方法在空间结构连续性和时间动态特性方面也展现出明显的优势。

(3) 在圆柱形水槽中的小球运动成像实验中,3D-LS 算法展现出优异的性能表现。该方法不仅能准确重建小球的三维结构特征和运动轨迹,还使得电阻抗分布更加均匀。与现有方法相比,重建误差平均降低 19.9%,结构相似度平均提高 23.2%。

未来研究将着重于以下几个方面:引入更复杂的模型以增强数据多样性;开展临床数据采集与验证工作,通过优化仿真参数精度、融入更多先验信息来提升算法性能;进一步提高算法的计算效率。

## 参考文献:

- [1] BRAZEY B, HADDAB Y, ZEMITI N. Robust imaging using electrical impedance tomography: Review of current tools[J]. Proceedings Mathematical, Physical, and Engineering Sciences, 2022, 478(2258): 20210713.
- [2] LIU D, ZHAO Y X, KHAMBAMPATI A K, et al. A parametric level set method for imaging multiphase conductivity using electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2018, 4(4): 552-561.
- [3] CHURCH P, MCFEE J E, GAGNON S, et al. Electrical impedance tomographic imaging of buried landmines[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2407-2420.
- [4] BOUCHETTE G, CHURCH P, MCFEE J E, et al. Imaging of compact objects buried in underwater sediments using electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(2): 1407-1417.
- [5] ADLER A, BOYLE A. Electrical impedance tomography: Tissue properties to image measures[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2017, 64(11): 2494-2504.
- [6] JIANG Y D, SOLEIMANI M. Capacitively coupled electrical impedance tomography (CCEIT) for brain imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(10): 2104-2113.
- [7] 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[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 52-63.
- [8] WANG Q, ZHANG T, XU C W, et al. Optimized learning method for electrical impedance tomography with multi-scale attention fusion and vision transformer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 52-63(in Chinese).
- [9] WANG Z C, LI X Y, SUN Y K, et al. Electrical impedance tomography deep imaging with dual-branch U-Net based on deformable convolution and hyper-convolution[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 4503416.
- [10] 刘金华, 吴佳韵, 饶云波, 等. 融合小波框架和低秩的动态磁共振图像重建新思路[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7): 55-63.
- [11] LIU J H, WU J Y, RAO Y B, et al. New method for dynamic magnetic resonance image reconstruction combining wavelet frame and low-rank[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 55-63(in Chinese).

- [10] DODD M, MUELLER J L. A real-time D-bar algorithm for 2-D electrical impedance tomography data[J]. *Inverse Problems & Imaging*, 2014, 8(4): 1013-1031.
- [11] LIU S H, CAO R S, HUANG Y M, et al. Time sequence learning for electrical impedance tomography using Bayesian spatiotemporal priors[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(9): 6045-6057.
- [12] YI Z, CHEN Z, YANG Y. A learning-based 3D EIT image reconstruction method[C]// *Proceedings of the International Conference of Bioelectromagnetism, Electrical Bioimpedance, and Electrical Impedance Tomography*. Seoul, Korea: Kyung Hee University, 2022.
- [13] CHEN Z, ZHANG H J, HU D L, et al. Point-cloud transformer for 3-D electrical impedance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 4506509.
- [14] KINGMA D, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[C]// *International Conference on Learning Representations*. Banff, Canada: ICLR, 2014.
- [15] WANG Q, WANG J M, LI X Y, et al. Exploring respiratory motion tracking through electrical impedance tomography[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 4504712.
- [16] SHI Y Y, WU Y H, WANG M, et al. Image reconstruction of conductivity distribution with combined L1-norm fidelity and hybrid total variation penalty[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 4500412.
- [17] OTAZO R, CANDÈS E, SODICKSON D K. Low-rank plus sparse matrix decomposition for accelerated dynamic MRI with separation of background and dynamic components[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2015, 73(3): 1125-1136.
- [18] FRERICHS I, PULLETZ S, ELKE G, et al. Assessment of changes in distribution of lung perfusion by electrical impedance tomography[J]. *Respiration; International Review of Thoracic Diseases*, 2009, 77(3): 282-291.
- [19] RIERA J, RIU P J, CASAN P, et al. Electrical impedance tomography in acute lung injury[J]. *Medicina Intensiva (English Edition)*, 2011, 35(8): 509-517.
- [20] LEONHARDT S, LACHMANN B. Electrical impedance tomography: The holy grail of ventilation and perfusion monitoring?[J]. *Intensive Care Medicine*, 2012, 38(12): 1917-1929.

#### 本文引文格式:

李秀艳,赵天晨,王琦,等. 基于矩阵分解的三维动态电阻抗断层成像方法[J]. *天津工业大学学报*, 2025, 44(4): 19-27.

LI X Y, ZHAO T C, WANG Q, et al. Three-dimensional dynamic electrical impedance tomography based on matrix decomposition[J]. *Journal of Tiangong University*, 2025, 44(4): 19-27(in Chinese).