

## 基于块稀疏的电阻抗成像算法

王琦<sup>①②</sup> 张鹏程<sup>①②</sup> 汪剑鸣<sup>\*①②</sup> 李秀艳<sup>①②</sup> 连志杰<sup>①②</sup> 陈庆良<sup>③</sup>  
陈彤云<sup>③</sup> 陈晓静<sup>①②</sup> 贺静<sup>①②</sup> 段晓杰<sup>①②</sup> 王化祥<sup>④</sup>

<sup>①</sup>(天津工业大学电子与信息工程学院 天津 300387)

<sup>②</sup>(天津市光电检测技术与系统重点实验室 天津 300387)

<sup>③</sup>(天津市胸科医院 天津 300000)

<sup>④</sup>(天津大学电气与自动化工程学院 天津 300072)

**摘要:** 该文提出一种基于自适应块稀疏字典学习的电阻抗图像重建算法, 构建了分块稀疏字典, 较好地保留了重建图像的细节信息; 同时, 将字典学习与图像重建交替进行, 并将迭代重建的中间结果作为稀疏字典的训练样本, 有效提高了字典学习效果。数值仿真与实验重建结果表明, 新方法对电阻抗成像系统测量噪声具有较好的鲁棒性, 能准确重构电导率分布图像, 特别是对突变细节的准确恢复。

**关键词:** 电阻抗层析成像; 图像重建; 稀疏表示; 字典学习

**中图分类号:** R444

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2018)03-0676-07

**DOI:** 10.11999/JEIT170425

## Block-sparse Reconstruction for Electrical Impedance Tomography

WANG Qi<sup>①②</sup> ZHANG Pengcheng<sup>①②</sup> WANG Jianming<sup>①②</sup> LI Xiuyan<sup>①②</sup> LIAN Zhijie<sup>①②</sup>  
CHEN Qingliang<sup>③</sup> CHEN Tongyun<sup>③</sup> CHEN Xiaojing<sup>①②</sup> HE Jing<sup>①②</sup>  
DUAN Xiaojie<sup>①②</sup> WANG Huaxiang<sup>④</sup>

<sup>①</sup>(School of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

<sup>②</sup>(Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and Systems, Tianjin 300387, China)

<sup>③</sup>(Tianjin Chest Hospital, Tianjin 300000, China)

<sup>④</sup>(School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** An electrical impedance image reconstruction algorithm based on adaptive block-sparse dictionary is proposed. A block-sparse dictionary is constructed creatively, which preferably preserves the details of reconstructed images. Meanwhile, the sparsifying dictionary optimization and image reconstruction are performed alternately, and the intermediate result of the iterative reconstruction is used as the training sample of the sparse dictionary, which can effectively improve the learning effect of the dictionary. The numerical simulation and experiment results show that the patch-based sparsity method for measure noise has excellent robustness and can accurately reconstruct the conductivity distribution image, especially the precise details of mutation.

**Key words:** Electrical impedance tomography; Image reconstruction; Sparse representation; Dictionary learning

### 1 引言

电阻抗层析成像(Electrical Impedance

Tomography, EIT)技术通过在被测物体边界施加激励电流并测量边界的电压值来重建被测物体电特性参数分布图像<sup>[1]</sup>。由于 EIT 成像问题是一个非线性问题, 且具有病态性和欠定性, 重建图像质量极易受到测量噪声的影响。因此从测量数据中挖掘有效信息, 进一步提高成像质量具有重要意义。由于压缩感知理论的提出, 近年来稀疏重建问题得到了极大关注<sup>[2]</sup>, 如 L1 重建算法等。所谓稀疏重建, 是在满足测量条件下获得信号最稀疏的表示。该方法可有效降低重建图像的噪声和伪影, 并具有保边缘性<sup>[3]</sup>。但 EIT 图像本身并不能保证稀疏性, 因此直

收稿日期: 2017-05-09; 改回日期: 2017-12-15; 网络出版: 2018-01-11

\*通信作者: 汪剑鸣 wjm\_tjpu@163.com

基金项目: 国家科技支撑计划重点项目(2013BAF06B00), 国家自然科学基金(61601324, 61373104, 61402330, 61405143), 天津市应用基础与前沿技术研究计划(15JCQNJC01500)

Foundation Items: The Key Projects of National Science and Technology Support Program (2013BAF06B00), The National Natural Science Foundation of China (61601324, 61373104, 61402330, 61405143), The Natural Science Foundation of Tianjin Municipal Science and Technology Commission (15JCQNJC01500)

接使用稀疏重建方法存在一定困难，需要对图像进行稀疏转化。有效地选择稀疏字典是准确进行 EIT 稀疏重建的关键。稀疏字典是由标准正交基组成的过完备字典，传统方法一般选则固定字典，如离散余弦变换(DCT)<sup>[4]</sup>、小波(Wavelets)<sup>[5]</sup>、曲线波变换(Curvelet)<sup>[6]</sup>、轮廓波(Contourlets)<sup>[7]</sup>字典等作为稀疏字典<sup>[8-10]</sup>。该方法计算简单，可实现较快速的求解方案。但是在稀疏表示过程中一些细节信息被忽略，影响了图像质量。

由于自适应字典可以学习特定图像的特征，因此可以更好地对图像进行稀疏表示。分块稀疏化将 1 幅图像分解为多个重叠的图像块进行稀疏字典的训练。由分块图像稀疏化代替全局图像稀疏化<sup>[11]</sup>可有效捕捉局部图像特征；利用重叠分块方法可产生均化效应，有效减小噪声。因此，基于分块稀疏的自适应字典有望使 EIT 成像在不牺牲分辨率的前提下去除图像的噪声与混叠，提高成像质量<sup>[12]</sup>。

本文提出了一种基于自适应块稀疏的 EIT 图像重建方法。将稀疏字典学习与图像重建交替进行，并将迭代重建的中间结果作为稀疏字典的训练样本，有效提高了字典学习效果。

## 2 背景和相关工作

### 2.1 EIT 图像重建的基本原理

借助物理建模和有限元离散化，EIT 的确定性观测模型可以写成

$$\mathbf{V} = \mathbf{U}(\boldsymbol{\sigma}; \mathbf{I}) = \mathbf{R}(\boldsymbol{\sigma})\mathbf{I} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{U}(\boldsymbol{\sigma}; \mathbf{I})$  是电导率分布  $\boldsymbol{\sigma}$  以及激励电流  $\mathbf{I}$  到边界电压向量  $\mathbf{V}$  的正向模型映射， $\mathbf{R}(\boldsymbol{\sigma})$  是  $\boldsymbol{\sigma}$  到电阻抗的映射。

EIT 逆问题即 EIT 图像重建过程，如果与空场相比物场的电导率的变化很小，通过线性化式(2)，逆问题可获得足够精度的解。

$$\delta\mathbf{U} = \mathbf{U}'(\boldsymbol{\sigma}_0)\delta\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{J}\delta\boldsymbol{\sigma} \quad (2)$$

其中， $\delta\boldsymbol{\sigma} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  是物场相对于空场的电导率变化值， $n$  是重建图像的像素数， $\delta\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$  是由  $\boldsymbol{\sigma}$  的改变而造成的边界电压的变化值， $m$  是独立电压测量值的数目，在本文中，16 电极 EIT 系统可以得到 208 个测量数据，即  $m = 208$ ，重建的图像具有 812 个像素，即  $n = 812$ 。 $\mathbf{J} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  是一个雅可比矩阵，是电压对电导率的偏导数。

### 2.2 基于字典学习的 EIT 图像稀疏分块方法

本文构建基于  $l_0$  范数模型，实现 EIT 图像的稀疏字典学习，如式(3)所示。

$$\min_D \|\delta\boldsymbol{\sigma} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2, \quad \text{s.t. } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq T_0 \quad (3)$$

其中， $T_0$  为稀疏等级， $\boldsymbol{\alpha}$  为稀疏系数。该模型运用

稀疏表示拟合图像与真实图像之间的误差最小化，实现稀疏约束。

由于块稀疏字典可以有效保留图像的细节信息，本文构建了 EIT 稀疏成像分块字典。为了获得自适应分块字典，EIT 重建图像分解为固定大小的图像块。考虑每个图像块的像素数为  $L$ ，定义图像块分解算子  $\mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^{L \times n}$ ，则第  $i$  个图像分块  $\delta\boldsymbol{\sigma}_i \in \mathbf{R}^L$  表示为  $\delta\boldsymbol{\sigma}_i = \mathbf{P}_i\delta\boldsymbol{\sigma}$ ，于是式(3)中的字典学习问题就被转换成

$$\min_{D, \Gamma} \sum_i \|\mathbf{P}_i\delta\boldsymbol{\sigma} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_i\|_2^2, \quad \text{s.t. } \|\boldsymbol{\alpha}_i\|_0 \leq T_0 \quad \forall i \quad (4)$$

其中， $\Gamma = \{\boldsymbol{\alpha}_i\}_i$  表示所有图像块稀疏表示的集合。

图像分块方法会随着图像轮廓形状的变化而发生变化，考虑到成像区域形状的不规则性，本文提出一种适用于不同图像形状的块分解方法，采用重叠分块方法，利用均化效应进一步减少图像伪影，引入重叠步长  $R$  表示相邻图像块中对应像素之间的距离，本文  $R$  值设为 1。

在稀疏分块方法中，电导率分布图像是由求得的向量  $\delta\boldsymbol{\sigma}$  根据每个像素的位置重新排列形成的 2 维图像。将该图像分块，每个图像块大小为  $\sqrt{L} \times \sqrt{L}$ 。为解决不规则形状图像分块问题，本文提出零填充方法。该方法分为以下 5 步(见图 1)。

(1)确定被测物场(即重建图像边界) $X$ 轴与 $Y$ 轴最大长度(用像素数表示)，例如， $X$ 轴的最大长度是  $n_{x \max}$ ， $Y$ 轴最大长度是  $n_{y \max}$ ；

(2)构造一个大小为  $n_{x \max} \times n_{y \max}$  的方形区域，则重建图像包含在方形区域内部；

(3)方形区域中，属于被测物场的像素标注为 1，其他部分标注为 0；

(4)大小为  $\sqrt{L} \times \sqrt{L}$  的方形块以重叠步长  $R$  遍历整个方形区域，为方形区域分块；

(5)对于所有的分块，如果分块的每个像素都标记为 1，说明该分块在被测物场内部，为有效分块。如果分块中有至少 1 像素被标注为 0，那么它是无效的。这样可将被测物场，即重建图像进行有效分块。

## 3 基于块稀疏的 EIT 成像数学模型

### 3.1 模型构建

基于块稀疏的电阻抗成像数学模型需要满足 3 个条件：(1)该模型能够使重建图像中的图像块基于自适应字典稀疏化；(2)通过对该模型求解可获得与测量数据相匹配的准确的重建图像；(3)该模型可有效消除 EIT 重建图像经常出现的伪影，提高成像质量。由此构建基于块稀疏的电阻抗成像数学模型。

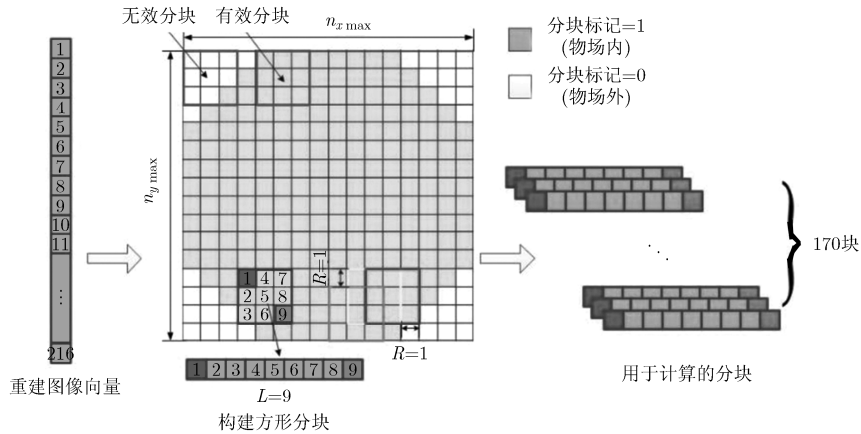


图1 EIT 图像分块方法原理

$$\left. \begin{aligned} \min_{\delta\sigma, D, \Gamma} \sum_i \|P_i \delta\sigma - D\alpha_i\|_2^2 + \nu \|J\delta\sigma - \delta U\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|\alpha_i\|_0 \leq T_0 \quad \forall i \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式(5)中的第1项用于评价重建图像基于字典  $D$  进行分块稀疏近似的质量, 第2项用于评价重建图像保真度。分块稀疏约束与式(4)表示的字典学习相同,  $\nu$  是权重参数, 它的选择与测量噪声有关, 这使得数学模型对噪声具有更好的鲁棒性。式(5)假定已知测量系统的噪声水平, 当系统噪声水平未知时, 可通过观测或估计方法获得系统噪声水平。

### 3.2 模型求解

本文采用交替最小化法对式(5)进行求解, 该方法总体分为两步: (1)自适应块稀疏字典学习; (2)重建图像更新。以下将讨论算法的具体步骤。

**3.2.1 稀疏字典学习** 电导率分布向量(即重建图像向量)  $\delta\sigma$  固定不变, 块稀疏字典与稀疏系数同时更新。即化简式(5)为式(6)

$$\left. \begin{aligned} \min_{\delta\sigma, D, \Gamma} \sum_i \|P_i \delta\sigma - D\alpha_i\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|d_k\|_2 = 1 \quad \forall k, \|\alpha_i\|_0 \leq T_0 \quad \forall i, j \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式(6)采用 K-SVD 算法进行字典学习, 对所有图像块进行稀疏编码, 求解  $\alpha_i$ 。选择离散余弦变换矩阵初始化块稀疏字典  $D_0$ 。在字典学习的过程中, 保证字典每一列均为单位向量, 以避免缩放尺度不一致。

**3.2.2 重建图像更新** 固定字典以及对应的稀疏系数, 更新重建电导率分布向量  $\delta\sigma$  以满足成像物理意义, 此时式(5)转化为式(7)

$$\min_{\delta\sigma} \sum_{ij} \|P_i \delta\sigma - D\alpha_i\|_2^2 + \nu \|J\delta\sigma - \delta U\|_2^2 \quad (7)$$

式(7)为最小二乘问题, 可得到解析解。式(7)可转化为

$$\left( \sum_i P_i^T P_i + \nu J^T J \right) \delta\sigma = \frac{\sum_i P_i^T D\alpha_i}{\beta} + \nu J^T \delta U \quad (8)$$

其中,  $\sum_i P_i^T D\alpha_i / \beta$  项表示重叠分块均化结果, 根据本文的图像分块方法, 参数  $\beta$  满足

$$\sum_i P_i^T P_i = \beta I_P \quad (9)$$

其中,  $I_P \in \mathbf{R}^{L \times L}$  是一个单位矩阵。当分块重叠步长  $R = 1$  时,  $\beta = n$ 。直接求解式(8)需对一个  $n \times n$  矩阵求逆, 计算量较大。本文使用舒尔共轭梯度法 (Schur Conjugate Gradient, Schur CG) 算法来加速计算<sup>[13]</sup>。具体求解算法如表1所示。

### 3.3 3种方法的时间复杂度估计

通过查阅文献[15]计算了3种算法的一次迭代

表1 使用块稀疏算法重建 EIT 图像步骤

算法	块稀疏算法重建 EIT 图像
输入:	$\delta U_0$ - EIT 测量电压
输出:	$\delta\sigma$ - 重建电导率分布
初始化:	$\delta\sigma = \delta\sigma_0 = J^T \delta U$ $\sqrt{L}$ : 每个图像块尺寸 $P_i$ : 图像块分解算子 $D = D_0$ (离散余弦变换矩阵(DCT)) $\alpha_i = \alpha_{i_0} = 0$
迭代:	<ol style="list-style-type: none"> <li>(1) <math>D</math> 和 <math>\alpha_i</math> 为块稀疏字典和稀疏系数, 定义图像块大小 <math>\sqrt{L}</math> 和图像分块算子 <math>P_i</math>, 依据式(6), 使用 K-SVD 方法, 交替求解并更新 <math>D</math> 和 <math>\alpha_i</math>, 最后得到式(6)中 <math>D</math> 和 <math>\alpha_i</math> 的最优解。</li> <li>(2) 根据式(7)更新 <math>\delta\sigma</math>: 每个像素值是重叠图像分块对应像素值取平均后的结果。 式(7)转换为式(8)并通过 Schur CG 算法求解。</li> <li>(3) <math>\delta \hat{U} \leftarrow J\delta\sigma</math></li> <li>(4) 依据 <math>\delta \hat{U}</math> 和 <math>\delta U_0</math> 更新 <math>\delta U</math> 的估计值: <math>\delta U = (1/(1+u)) \times (\delta \hat{U} + u \times \delta U_0)</math>, 其中 <math>u</math> 值根据经验选取。</li> <li>(5) 将更新后 <math>\delta U</math> 估计值代入式(2), 基于共轭梯度法 (Conjugate Gradients, CG) 算法<sup>[14]</sup>得到 <math>\delta\sigma</math> 的最终解。</li> </ol>

时间复杂度，列表如下表 2 所示，对于不同算法，要求的迭代次数不同，CG 复杂度低，但是迭代次数一般为 20~30 次；全局固定字典稀疏法与自适应分块字典稀疏法，1,2 次迭代即可满足 EIT 成像要求。

表 2 3 种方法的计算量估计

算法	计算量估计(时间复杂度)
CG	$2n^2 + 4n + mn$
全局固定字典	$8n^2 + 36nK + K^3 + 80n^3$
自适应分块字典	$M(8L^2 + 4LK^2 + 32KL + K^3) + 80L^3 + 2n^2 + 4n + mn$

表 2 中， $n$  为重建图像像素点个数， $m$  为获得的电压测量值个数， $M$  为图像分块数， $L$  为每个分块所包含的像素个数， $K$  为稀疏度，在全局固定字典中，为整幅图像对应的稀疏系数的非零个数，在自适应分块字典中为每个分块对应的稀疏系数的非零个数。

### 4 数值仿真实验

为了评估新算法的性能，对参数选择策略进行了讨论。对模拟数据和实验数据进行分析。重建图像的质量使用相对误差(Relative Error, RE)进行量化。

$$RE = \frac{\|\sigma - \sigma^*\|_2^2}{\|\sigma^*\|_2^2} \quad (10)$$

$\sigma$  是计算得到的电导率向量， $\sigma^*$  是仿真模型中的真实值<sup>[6]</sup>。

### 4.1 仿真数据

在有噪声两种情况下分别进行了仿真，从而证明了该算法的性能。采用 COMSOL Multiphysics 仿真软件获得仿真测量数据。在重建图像中，重建的灰度值根据电导率的对比度进行归一化。为方便比较，灰度值归一化至 1~3 范围内。

为了测试新算法的性能，构建了 4 种电导率分布模型用于测试，模型如图 2 所示。

### 4.2 分块稀疏方法中不同分块尺寸的性能评估

在分块稀疏方法中重建图像的质量随着分块尺寸的变化而变化，在分块稀疏方法中应合理选取分块尺寸以获得最优结果，如图 3 所示，在 3 种分块尺寸中， $7 \times 7$  具有最小的 RE 和较好的边缘清晰度，所以，本文中选用  $7 \times 7$  的分块来进行图像重建。

### 4.3 参数评估

基于图 2(a)中的电导率分布模型，在选择  $7 \times 7$  分块尺寸条件下，对算法参数设置的敏感性进行了研究。不同参数的效果如图 4 所示。

不同稀疏系数非零个数对应的 RE 如图 4(a)所示，当稀疏系数非零个数在 3 到 5 之间时，可以获得更好的图像质量。稀疏系数非零个数为 2 时因为重建信息不足，损失了一部分信息，所以表现较差。稀疏系数非零个数为 6 和 7 时，重建图像开始出现混叠伪迹，因此降低了成像质量。

重建图像误差随稀疏字典元素数目变化曲线如图 4(b)所示。可见，对于 4.2 节中选择的尺寸为  $7 \times 7$  的稀疏分块，随着字典元素数的增加而 RE 变化很小，意味着字典元素个数已经足够了，说明字典元

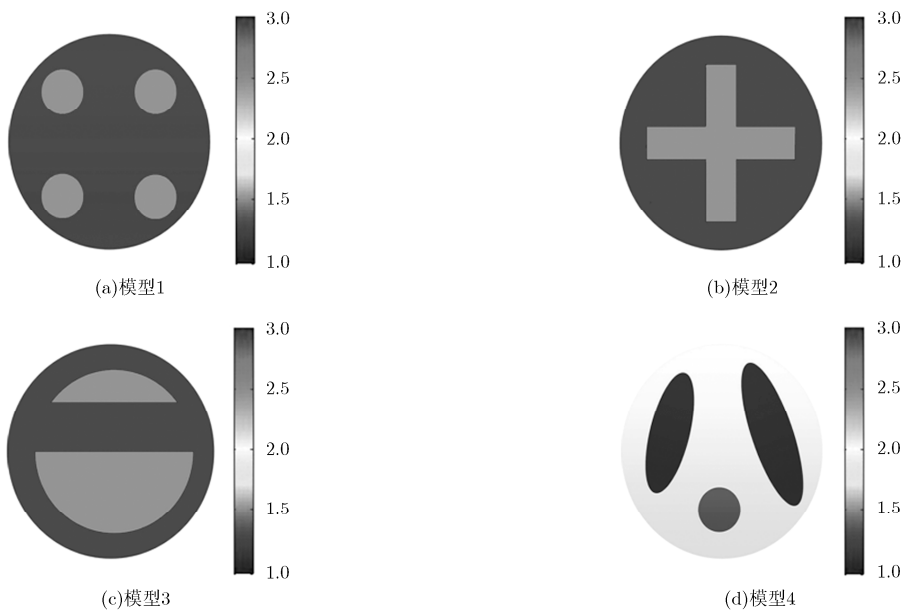


图 2 模拟电导率分布

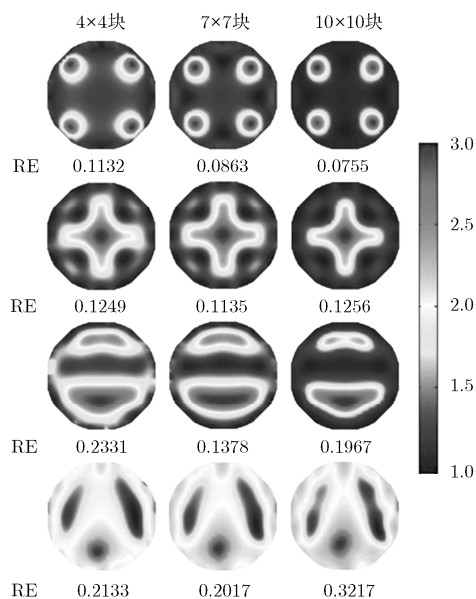


图3 不同分块尺寸的分块稀疏方法的图像重建

素数为 49 即可满足要求, 并且具有较低的计算复杂度。

不同的正则化参数  $\nu$  对图像重建相对误差的影响如图 4(c)所示, 表明  $\nu$  变化的大小对图像质量的影响不大。

## 5 实际数据的实验结果

以人体肺部模型为对象, 搭建了一个 EIT 系统, 进行两组实验对新算法进行测试。不同组织的电导率如表 3 所示。

表 3 不同组织的电导率

组织	电导率 $\sigma(1/(\Omega \cdot m))$
心	0.25~100
肺	0.042~0.138
脊柱	0.006
脂肪	0.037
组织液	0.20~0.80

### 5.1 琼脂和塑料棒的实验

为了测试新方法对于被测域的电导率变化的灵敏度, 实验采用两个塑料棒和两个琼脂棒模拟肺部组织。2 维成像区域使用内径  $d = 20$  cm 的圆柱形容器, 装满高度为 10 cm 的盐水, 4 个直径  $d = 1.5$  cm 的圆形琼脂棒放置在成像区域内。根据表 3 所示的心脏组织和肺组织的电导率, 两个琼脂的电导率为  $0.71 \text{ Sm}^{-1}$ , 另外两个塑料棒的电导率为  $0.24 \text{ Sm}^{-1}$ 。依据组织液的电导率, 盐水的电导率为  $0.42 \text{ Sm}^{-1}$ 。先采集一组测量数据, 然后将 4 个塑料棒顺时针旋转  $15^\circ$ , 获得另一组测量数据, 基于新的测量数据的重建图像如图 5(b)-图 5(d)所示。图 5 中被测域内的实线和虚线圆分别是 4 个塑料棒旋转前和旋转后的真实位置。基于分块稀疏方法的重建图像能很好的反映塑料棒的移位, 且重叠部分和位置误差最小, 它表明新方法对电导率的变化敏感, 即通过图像的分辨率可以充分的分析新方法。在成像速度方面, 采用处理器为 Intel(R)Core(TM)i5-3230M CPU 的, 内存为 4G 的计算机成像, 图 5(b)-图 5(d)中重建图像所使用的算法的成像时间分别为 1.0404 s, 2.2552 s 和 3.5783 s, 可见自适应分块字典算法虽然可获得最佳的成像质量, 但是以牺牲成像速度为代价。因此该算法的计算速度还有待进一步提高。

### 5.2 肺和心脏成像实验

第 2 组实验采用琼脂模型进行肺部和心脏的 EIT 成像实验。在半径 30 cm 的圆形水槽中同一截面上分布着 32 个电极, 由琼脂组成的心脏和肺部模型浸泡于盐水中。盐水的电导率是  $0.424 \text{ Sm}^{-1}$ , 琼脂肺部模型的电导率是  $0.240 \text{ Sm}^{-1}$ , 琼脂心脏模型的电导率是  $0.705 \text{ Sm}^{-1}$ , 实验环境如图 6(a)所示。相邻电极电流激励模式的电流最大幅值为 0.2 mA, 本文方法和其他方法的重建图像如图 6(b)-图 6(d)所示。式(10)中的 RE 也经过计算并显示在图 6(b)-图 6(d)的下方, 从图中可以看出基于分块稀疏的方法性能最好, 能准确地从实验数据中恢复心脏和肺的相对大小和位置, 并且具有最小的伪迹。图 6(b)-

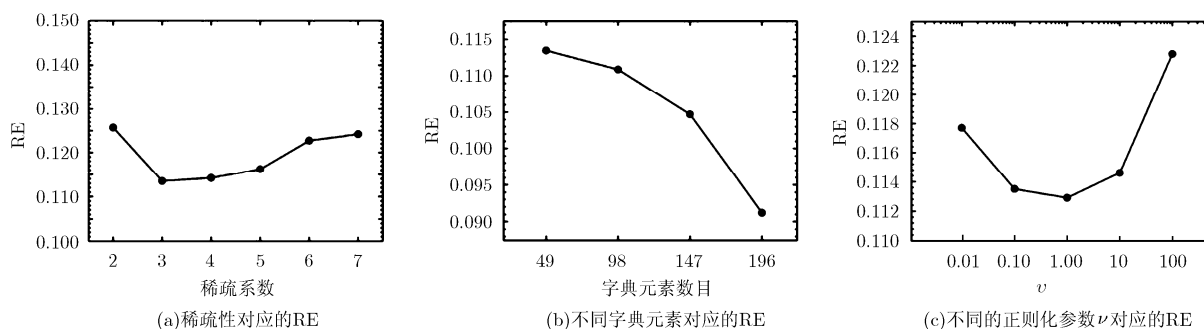


图4 参数的评估

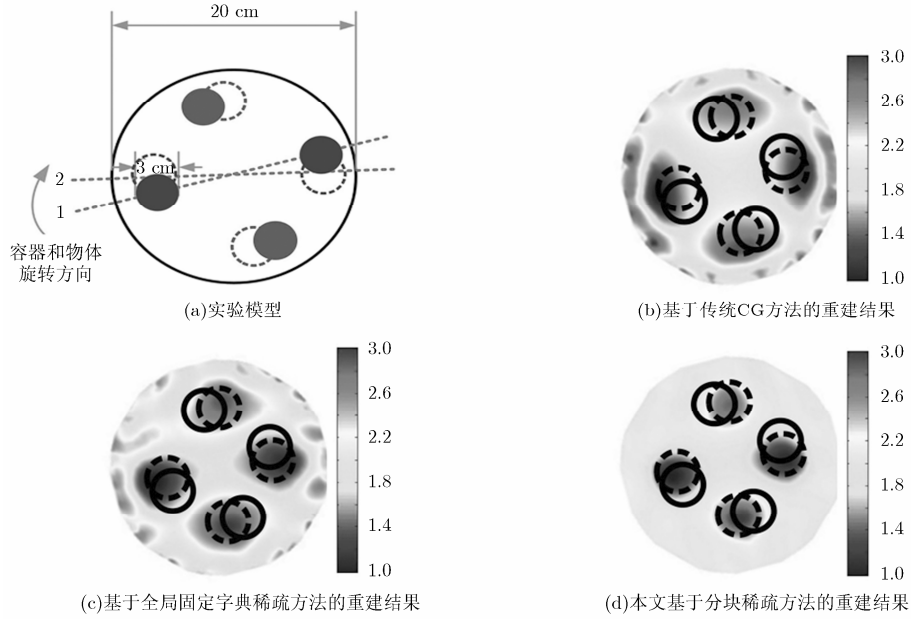


图 5 基于旋转对象的重建图像

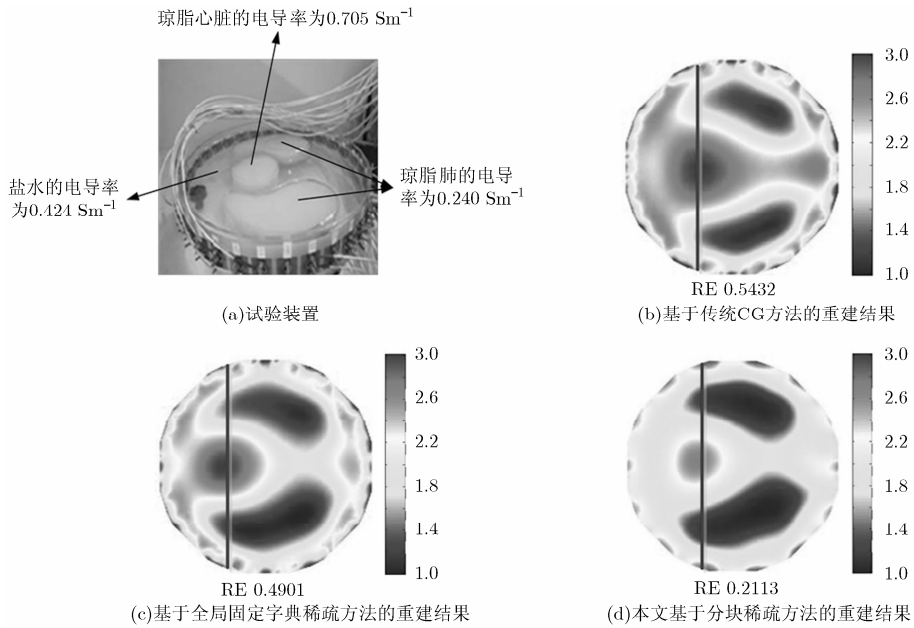


图 6 2D 心脏和肺部成像实验的试验装置和重建结果

图 6(d)中重建图像所使用的算法的成像速度分别为 0.9723 s, 2.2733 s 和 3.4977 s。

图 6 中重建电导率轮廓线参数如图 7 所示，与其他方法相比，本文方法可以更好地保留边缘清晰度。

### 6 结束语

本文提出了一种基于稀疏表示的 EIT 成像方法。基于分块的稀疏字典被用于 EIT 图像重建。对全局固定字典稀疏、分块稀疏和传统 CG 3 种方法

进行了研究和比较。仿真和实验结果证明分块稀疏方法可以得到最好的结果。

因为测量数据的增加和计算复杂度，基于分块的稀疏方法仍不能满足在线 3 维动态测量的要求。最近基于信号稀疏性提出的压缩感知(CS)理论，可以在较少测量数据下获得满足要求的图像，在下一步工作中，压缩感知理论将结合分块稀疏成像方法应用于 3 维动态 EIT 成像系统。一方面，EIT 系统的采样模式将根据压缩感知理论进行改进。为了满足实时性能和重建精度的要求，需选取合适的采

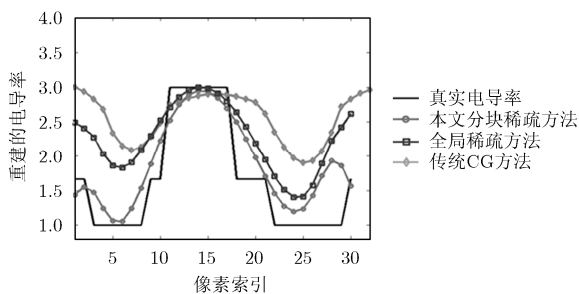


图7 图6(b)-图6(d)中重建图像上实线部分的电导率参数

样矩阵和采样率。另一方面, 需要进一步优化分块稀疏算法, 简化计算过程, 进一步提高算法的实时性。

### 参考文献

- [1] SBARBARO D, VAUHKONEN M, and JOHANSEN T A. State estimation and inverse problems in electrical impedance tomography: observability, convergence and regularization[J]. *Inverse Problems*, 2015, 31(4): 045004, doi: 10.1088/0266-5611/31/4/045004.
  - [2] WANG Q, LIAN Z, WANG J, *et al.* Accelerated reconstruction of electrical impedance tomography images via patch based sparse representation[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(11): 114707, doi: 10.1063/1.4966998.
  - [3] Ye J, WANG H, and YANG W. Image reconstruction for electrical capacitance tomography based on sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2015, 64(1): 89-102. doi: 10.1109/TIM.2014.2329738.
  - [4] LIU Y, YANG Z, and YANG L. Online signature verification based on DCT and sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Cybern*, 2015, 45(11): 2498-2511. doi: 10.1109/TCYB.2014.2375959.
  - [5] NAZZAL M and OZKARAMANLI H. Wavelet domain dictionary learning-based single image superresolution[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 1(7): 1-11. doi: 10.1007/s11760-013-0602-7.
  - [6] WIECZOREK M, FRIKEL J, VOGEL J, *et al.* X-ray computed tomography using curvelet sparse regularization[J]. *Medical Physics*, 2015, 42(4): 1555-1567. doi: 10.1118/1.4914368.
  - [7] LIU Y, LIU S, and WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, 24: 147-164. doi: 10.1016/j.inffus.2014.09.004.
  - [8] GARDE H and KNUDSEN K. Sparsity prior for electrical impedance tomography with partial data[J]. *Inverse Problems in Science and Engineering*, 2016(3): 524-541. doi: 10.1080/17415977.2015.1047365.
  - [9] JIN B, KHAN T, and MAASS P. A reconstruction algorithm for electrical impedance tomography based on sparsity regularization[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2012, 89(3): 337-353. doi: 10.1002/nme.3247.
  - [10] WANG Q, WANG H, ZHANG R, *et al.* Image reconstruction based on L1 regularization and projection methods for electrical impedance tomography[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2012, 83(10): 104707. doi: 10.1063/1.4760253.
  - [11] YUE B, WANG S, LIANG X, *et al.* Robust coupled dictionary learning with 1-norm coefficients transition constraint for noisy image super-resolution[J]. *Signal Processing*, 2017, 140: 177-189. doi: 10.1016/j.sigpro.2017.04.015.
  - [12] QU X, HOU Y, LAM F, *et al.* Magnetic resonance image reconstruction from undersampled measurements using a patch-based nonlocal operator[J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(6): 843-856. do: 10.1016/j.media.2013.09.007.
  - [13] HEMMING B, FAGERLUND A, and LASSILA A. Linearized solution to electrical impedance tomography based on the Schur conjugate gradient method[J]. *Measurement Science & Technology*, 2007, 18(11): 3373-3383. doi: 10.1088/0957-0233/18/11/017.
  - [14] WANG M. Inverse solutions for electrical impedance tomography based on conjugate gradients methods[J]. *Measurement Science & Technology*, 2001, 13(1): 101-117. doi: 10.1088/0957-0233/13/1/314.
  - [15] BAO C, CAI J F, and JI H. Fast sparsity-based orthogonal dictionary learning for image restoration[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision IEEE, Sydney*, 2014: 3384-3391. doi: 10.1109/ICCV.2013.420.
- 王琦: 女, 1985年生, 副教授, 研究方向为电学成像技术。  
张鹏程: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为电学成像算法。  
汪剑鸣: 男, 1974年生, 教授, 研究方向为人工智能与模式识别。  
李秀艳: 女, 1981年生, 讲师, 研究方向为智能信息处理。  
连志杰: 男, 1988年生, 硕士生, 研究方向为嵌入式系统。  
陈庆良: 男, 1971年生, 主任医师, 研究方向为医学成像技术。  
陈彤云: 男, 1982年生, 医师, 研究方向为医学成像技术。  
陈晓静: 女, 1992年生, 硕士生, 研究方向为电学成像正问题。  
贺静: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为电学成像反问题。  
段晓杰: 男, 1980年生, 副教授, 研究方向为光电检测技术。  
王化祥: 男, 1944年生, 教授, 研究方向为智能传感器与过程成像技术。