

# 基于压缩感知的电容层析成像 图像重建算法

张立峰, 刘昭麟, 田 沛

(华北电力大学自动化系, 河北保定 071003)

**摘 要:** 为提高电容层析成像(ECT)系统采样速率及重建图像质量,本文提出一种基于压缩感知理论的 ECT 图像重建算法. 首先,应用离散 Fourier 变换基将原始图像灰度信号进行稀疏化处理;接着,从 16 电极 ECT 系统中随机选取 14 个电极按随机顺序进行激励,并按随机顺序测量不同电极之间电容值,得到测量电容信号并建立相应的观测矩阵;最后,采用 L1 范数正则化模型和原对偶内点法实现图像重建. 仿真实验结果表明,基于压缩感知理论算法重建的图像其质量优于 Landweber 迭代算法,在节省采样时间的同时可实现较高精度的图像重建,为 ECT 图像重建的研究提供了一种新的手段.

**关键词:** 电容层析成像; 图像重建; 压缩感知; L1 正则化; 原对偶内点法

**中图分类号:** TK39      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2017)02-0353-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.013

## Image Reconstruction Algorithm for Electrical Capacitance Tomography Based on Compressed Sensing

ZHANG Li-feng, LIU Zhao-lin, TIAN Pei

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003, China)

**Abstract:** In order to improve the sampling rate and the quality of the reconstructed images of electrical capacitance tomography (ECT) system, a new ECT image reconstruction algorithm based on compressed sensing theory was proposed. Firstly, using the orthogonal basis of Discrete Fourier Transformation, the gray signals of original images can be transformed into sparse signals. Then, 14 electrodes randomly selected from the 16 electrodes ECT system were excited randomly and the capacitance values between different electrode pairs were also measured in a random order. By this way, the capacitance signals and the corresponding observation matrix were obtained. Finally, using L1 regularization model and primal dual interior point method, the gray signals of original images were achieved. The simulation results showed that the quality of the reconstructed images were better than the corresponding images obtained by the Landweber iterative algorithm. Therefore, the algorithm proposed can reconstruct high precision images with less observation data, which provides a new method for ECT image reconstruction.

**Key words:** electrical capacitance tomography; image reconstruction; compressed sensing; L1 regularization; primal dual interior point method

### 1 引言

电容层析成像(Electrical capacitance tomography, 简称 ECT)技术是自 20 世纪 80 年代发展起来的一种用于检测工业管道中多相流的过程层析成像技术<sup>[1]</sup>,具有非辐射、非侵入、结构简单、成本低、安装携带方便、响应

速度快等优点,现已成为国内外过程参数检测人员研究的焦点<sup>[2]</sup>.

典型 16 电极 ECT 系统一般由三部分组成:传感器(空间敏感电极阵列)、数据采集系统及图像重建单元. 其中:敏感电极阵列将管道截面处物场信息转换为电容信号;数据采集系统产生激励信号传送至激励电极,

并测量不同电极对之间的电容值;图像重建单元运用某种图像重建算法由测量电容值重建出管道截面处介质的介电常数分布图像。

目前 ECT 图像重建算法可分为非迭代算法和迭代算法<sup>[3]</sup>。非迭代算法重建图像简单快速,如线性反投影算法,但无法获得较高精度的重建图像;迭代算法,如 Landweber 算法,其重建图像质量较高,但其收敛速度较慢,影响成像的实时性。

2006 年,Donoho 等人在逼近论和稀疏分解等理论的基础上建立了压缩感知(Compressed Sensing,简称 CS)理论框架<sup>[4]</sup>。该理论指出:若信号是可压缩的或在某个正交基空间中是稀疏的<sup>[5]</sup>,就可以用远低于奈奎斯特采样定理所要求的采样频率对信号进行采样,在获取较少采样数据的同时保证原始信号能够精确恢复,从而大大减轻信号采集系统和数据存储传输系统的负担,提高信号处理效率。目前,压缩感知理论已经广泛应用于压缩成像、无线传感器网络、医疗成像、雷达、通信等诸多领域<sup>[6]</sup>。

本文提出一种基于压缩感知理论的 ECT 图像重建算法。经研究发现,使用离散 Fourier 变换基可以将原始信号(原始图像灰度向量)进行稀疏化处理,使其满足压缩感知理论使用的前提条件;从 16 电极中随机选取 14 电极按高斯随机顺序进行激励,并按高斯随机顺序测量激励电极和其余 13 个测量电极之间的电容值,通过这种“两次随机”的方式得到测量电容信号并建立相应的观测矩阵;接着,建立符合压缩感知理论的 ECT 系统数学模型,并使用 L1 范数正则化方法和原对偶内点法实现对原始图像灰度信号的重建;最后,利用最优阈值法对重建图像进行二值化处理,从而得到基于压缩感知理论的 ECT 重建图像。

## 2 压缩感知原理

### 2.1 信号的稀疏表示

运用压缩感知理论的前提条件是信号具有稀疏性或者可压缩性,而现实中的信号往往并非稀疏信号。但如果可以使用某个正交变换将信号稀疏表示,则仍然可以满足压缩感知理论的前提条件。

对于长度为  $N$  的离散信号  $\mathbf{x}$ ,其为  $\mathbf{R}^N$  空间中的  $N \times 1$  维列向量。 $\mathbf{R}^N$  空间中的任何信号  $\mathbf{x}$  都可以用一组  $N \times 1$  维的基向量  $\{\boldsymbol{\psi}_i\}_{i=1}^N$  线性表示:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\psi}_i s_i = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s} \quad (1)$$

其中: $\boldsymbol{\Psi}$  为  $N \times N$  维正交基, $\boldsymbol{\Psi}_{N \times N} = [\boldsymbol{\psi}_1 \ \boldsymbol{\psi}_2 \ \dots \ \boldsymbol{\psi}_N]$ ;  $\mathbf{s}$  为  $N \times 1$  维的系数向量。当  $\mathbf{s}$  仅有  $K \ll N$  个非零系数时,信号  $\mathbf{x}$  在变换基  $\boldsymbol{\Psi}$  上是稀疏的,稀疏度为  $K$ ;称基  $\boldsymbol{\Psi}$  为信号  $\mathbf{x}$  的稀疏基。

选取合适的稀疏基,使其系数向量尽可能稀疏,不仅可以减少信号的存储空间、提高信号的传输速度、提升信号的获取速率,而且可以使后续的信号重构过程更为简单和精确。

常用的稀疏基<sup>[7]</sup>有:离散 Fourier 变换基(DFT)、离散余弦变换基(DCT)、离散正弦变换基(DST)、离散小波变换基(DWT)等。

### 2.2 观测矩阵的设计

压缩感知理论的核心是线性测量部分。通过设计合适的观测系统,实现对原始信号  $\mathbf{x}$  的线性观测并得到  $M(M \ll N)$  个观测值,使得长度为  $N$  的原始信号  $\mathbf{x}$  能够由这  $M$  个观测值精确重构出来。

观测过程实际上就是构造  $M \times N$  维的观测矩阵  $\boldsymbol{\Phi}$  对原始信号  $\mathbf{x}$  进行投影,得到  $M$  个观测值  $y_j$ , ( $j=1, 2, \dots, M$ ), 记观测向量  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$ , 即:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s} = \mathbf{A}^{CS} \mathbf{s} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{y}$  为  $M \times 1$  维的观测值向量; $\boldsymbol{\Phi}$  为  $M \times N$  维的观测矩阵。令  $\mathbf{A}^{CS} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi}$ , 称  $\mathbf{A}_{M \times N}^{CS}$  为压缩感知矩阵。

对于给定的  $\mathbf{y}$  从式(2)中求出  $\mathbf{x}$  是一个线性规划问题,但由于  $M \ll N$ ,使得方程个数少于未知数的个数,故此方程为欠定方程,通常无确定解。但如果原始信号  $\mathbf{x}$  在某组基下的系数向量  $\mathbf{s}$  是稀疏的,则可以运用压缩感知理论求其确定解。文献[8]指出,当压缩感知矩阵  $\mathbf{A}^{CS}$  满足限制等距条件(Restricted Isometry Property,简称 RIP)时,系数向量  $\mathbf{s}$  的  $K$  个非零系数便可以从  $M$  个测量值中准确恢复,从而保证重建算法收敛。然而判断给定矩阵  $\mathbf{A}^{CS}$  是否满足 RIP 性质是一个较为复杂的过程<sup>[9]</sup>。文献[10]指出,当观测矩阵  $\boldsymbol{\Phi}$  和稀疏基  $\boldsymbol{\Psi}$  不相关时,且  $M \geq C \cdot K \ln(N/K) \approx 4 \times K$  时,  $\mathbf{A}^{CS}$  可以在很大概率上满足 RIP 条件。

文献[11]证明,高斯随机矩阵与大多数固定的正交基矩阵不相关,故选用高斯随机矩阵作为观测矩阵,其他正交基矩阵作为稀疏变换基时,  $\mathbf{A}^{CS}$  在很大概率上满足 RIP 条件,可以使得欠定方程(2)得到唯一解。

### 2.3 信号重构算法

当  $\mathbf{s}$  为  $K$  项稀疏向量且  $K < M < N$  时,对方程(2)施加  $K$  项稀疏的先验条件,将欠定问题转化为最小 L0 范数问题,可以求解出系数向量  $\mathbf{s}$ ,从而重构出原始信号  $\mathbf{x}$ ,即:

$$\mathbf{s}_{opt} = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_0, \text{ s. t. } \mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s} \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_{opt} = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s}_{opt}$$

由于 L0 范数具有非凸性,使得直接求解式(3)的数值计算极不稳定而且是 NP 困难问题<sup>[12]</sup>。Donoho 和 Chen 等人指出,当观测矩阵  $\boldsymbol{\Phi}$  和稀疏基  $\boldsymbol{\Psi}$  不相关时,求解一个更加简单的最小 L1 范数问题可以得到同等的

解<sup>[13]</sup>:

$$\mathbf{s}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1, \text{ s. t. } \mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{s} \quad (4)$$

采用 L1 范数代替 L0 范数去度量系数向量  $\mathbf{s}$  的稀疏度,将非凸问题转化为凸问题,便可以使用求解线性规划问题的方法求解 CS 问题. 目前有多种算法可以求解式(4)<sup>[14]</sup>,如基追踪算法(BP)<sup>[15]</sup>、原对偶内点法<sup>[16]</sup>、稀疏梯度投影算法(GPSR)<sup>[17]</sup>、ll-magic<sup>[18]</sup>等.

### 3 基于压缩感知的 ECT 图像重建

对于基于压缩感知理论的 ECT 系统,需要重建的原始信号为图像灰度向量. 为满足压缩感知理论的前提条件,需要寻找一组正交变换基能够将图像灰度信号作稀疏化处理.

通过对多种典型的两相流型进行灰度向量稀疏化试验,发现离散 Fourier 变换基<sup>[19]</sup>(DFT 基)对于两相流图像(即二值图像)信号的稀疏效果较好,如图 1 所示.

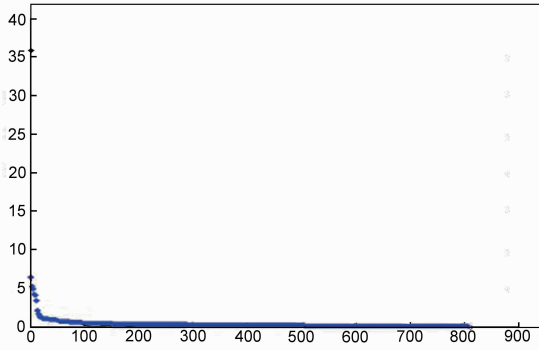


图1 DFT基对两相流型的稀疏效果

两相流型经 DFT 基稀疏后,系数向量的稀疏度可以达到  $K=20$ ,将其用作 ECT 系统的稀疏基,对重建图像灰度信号进行稀疏化处理,即

$$\mathbf{g} = \Psi_{\text{DFT}} \mathbf{s} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{g}$  为  $N \times 1$  维重建图像灰度向量; $\mathbf{s}$  为  $N \times 1$  维  $K$  项稀疏系数向量; $\Psi_{\text{DFT}}$  为  $N \times N$  维 DFT 基,其表达式为:

$$\Psi_{\text{DFT}} = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \cdots & W_N^{N-1} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \cdots & W_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \cdots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: $W_N = e^{-j2\pi/N}$ .

压缩感知理论要求观测系统对原始信号的观测过程为线性过程,ECT 系统线性模型如下:

$$\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{S} \mathbf{g} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{S}$  为  $M \times N$  维的 ECT 系统灵敏度系数矩阵,通过文献[20]所给出的公式计算得到:

$$S_{m,n,x,y} = - \int \frac{\nabla \varphi_m}{I_m} \cdot \frac{\nabla \varphi_n}{I_n} dx dy \quad (8)$$

其中, $S_{m,n,x,y}$  为当第  $m$  个电极为激励电极,第  $n$  个电极为测量电极时,坐标  $(x,y)$  处的像素对应的灵敏度系数, $\nabla \varphi_m$ 、 $\nabla \varphi_n$  分别为第  $m$  个电极及第  $n$  个电极作为激励电极,且激励电流为  $I_m$ 、 $I_n$  时的敏感场域电势分布.

将式(5)代入式(7)中,得到基于压缩感知理论的 ECT 系统数学模型:

$$\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{S} \mathbf{g} = \mathbf{S} \Psi_{\text{DFT}} \mathbf{s} = \mathbf{A}^{\text{ECT}} \mathbf{s} \quad (9)$$

其中: $\boldsymbol{\lambda}$  为  $M \times 1$  维测量电容向量经归一化处理后的测量投影向量; $\mathbf{S}$  即为  $M \times N$  维的 ECT 系统观测矩阵; $\mathbf{g}$  为需要重建的  $N \times 1$  维图像灰度向量; $\mathbf{A}^{\text{ECT}}$  为 ECT 系统压缩感知矩阵. $\boldsymbol{\lambda}$  即为 ECT 采样系统通过观测矩阵  $\mathbf{S}$  对原始图像灰度信号  $\mathbf{g}$  进行观测得到的观测投影结果.

只有当观测过程为随机观测过程,即观测矩阵  $\mathbf{S}$  具有一定随机性,可保证其与稀疏基  $\Psi_{\text{DFT}}$  不相关,压缩感知矩阵  $\mathbf{A}^{\text{ECT}}$  在较高概率上满足 RIP 条件,并且独立观测数  $M$  满足  $M \geq C \cdot K \ln(N/K) \approx 4 \times K$  时,系数向量  $\mathbf{s}$  可以从测量投影向量  $\boldsymbol{\lambda}$  中准确恢复,确保重建算法收敛.

基于 ECT 采样系统本身的结构特点,本文以 16 电极中随机选取 14 电极激励并按随机顺序采样的方式以提高观测矩阵  $\mathbf{S}$  的随机性,同时控制独立测量数目,以减少消耗在采样中的时间:

(a) 从 16 个电极中随机选择 14 个电极,并按高斯随机顺序依次施加激励,共激励 14 次;

(b) 当每个激励电极进行激励时,按高斯随机顺序测量激励电极和其余 13 个测量电极之间的电容值.

通过采用上述 ECT 采样方式,使得相应的观测矩阵  $\mathbf{S}$  具有较高的随机性,使其和稀疏基  $\Psi_{\text{DFT}}$  不相关,故压缩感知矩阵  $\mathbf{A}^{\text{ECT}} = \mathbf{S} \Psi_{\text{DFT}}$  在较高概率下满足 RIP 条件<sup>[11]</sup>. 同时该采样方式获得的独立测量值数目为  $M = C_{14}^{16} = 14 \times 13/2 = 91 > 4 \cdot K = 80$ ,满足压缩感知理论对于观测数  $M$  的要求,可以实现图像的精确重建. 相比传统 16 电极激励按随机顺序采样的采样方式<sup>[21]</sup>,本文使用的采样方式将独立测量数由 120 下降到 91,节省了采样时间.

由于观测矩阵  $\mathbf{S}$  和稀疏基  $\Psi_{\text{DFT}}$  具有不相关性,最小 L1 范数和最小 L0 范数问题具有相同的解,故使用 L1 范数代替 L0 范数;通过求解最小 L1 范数优化问题,解得系数向量  $\mathbf{s}$ ,再进一步重构出图像灰度值信号  $\mathbf{g}$ ,从而实现图像重建. 即求解下式:

$$\mathbf{s}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1, \text{ s. t. } \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{S} \Psi_{\text{DFT}} \mathbf{s} \quad (10)$$

$$\mathbf{g}_{\text{opt}} = \Psi_{\text{DFT}} \mathbf{s}_{\text{opt}}$$

在求解式(10)过程中,将约束凸优化问题转化为无约束的凸优化问题,使用 L1 正则化模型<sup>[22]</sup>,引入正

则化参数  $\alpha$ :

$$s_{\text{opt}} = \arg \min_s \{ \|S\Psi_{\text{DFT}}s - \lambda\|_2^2 + \alpha \|s\|_1 \} \quad (11)$$

$$g_{\text{opt}} = \Psi_{\text{DFT}}s_{\text{opt}}$$

使用 L1 正则化模型可以有效克服 ECT 系统病态性问题. 本文使用原对偶内点法<sup>[15]</sup>对式(11)进行求解, 可对图像边缘和突变进行较好地重建和检测, 从而实现图像重建.

图像重建算法所重建出的图像灰度值经归一化处理, 并非二值图像, 因此需要寻找合适的阈值, 将图像二值化处理. 本文使用最优阈值方法, 即考虑所有可能阈值, 计算由其处理后的图像计算得到的测量电容值与实际测量电容值之间的误差, 选取误差最小时阈值作为最优阈值, 对图像进行后处理, 即

$$\min \|Sg^{\text{th}} - \lambda\|_2^2 \quad (12)$$

其中:  $g^{\text{th}}$  为阈值处理后的图像灰度值.

#### 4 实验结果及分析

本文以油气两相流为研究对象, 设定了 4 种典型仿真流型进行仿真实验, 其中油和气的相对介电常数分别为 2.6 和 1, 使用 COMSOL 3. 5a 有限元软件获得其测量电容值数据, 使用 MATLAB 软件进行 ECT 图像重建, 将成像区域以正方形网格剖分为 812 个像素.

仿真过程中, 图像重建过程采用本文提出的压缩感知算法, 投影数据的采样过程使用 16 电极中随机选取 14 电极激励按随机顺序采样和 16 电极激励按随机顺序采样两种随机采样方式探讨独立测量数目与重建图像质量之间的关系, 同时将本文算法重建图像与 Landweber 算法重建图像进行对比. 为了更好地比较重建图像效果, 基于式(12)所示的最优阈值法获得二值图像, 仿真图像如图 2、图 3 所示.

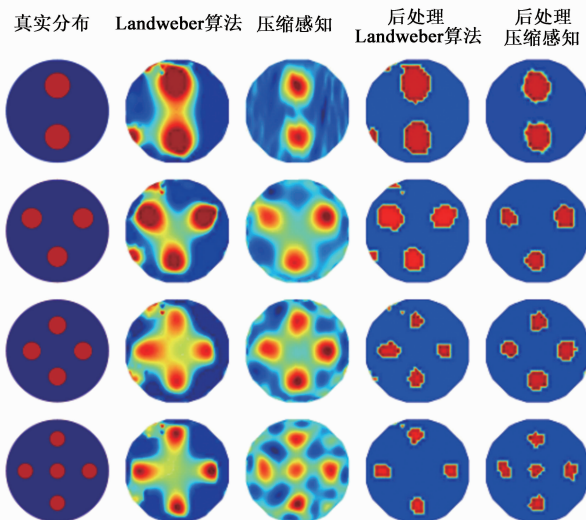


图2 16电极中随机选取14电极激励重建图像

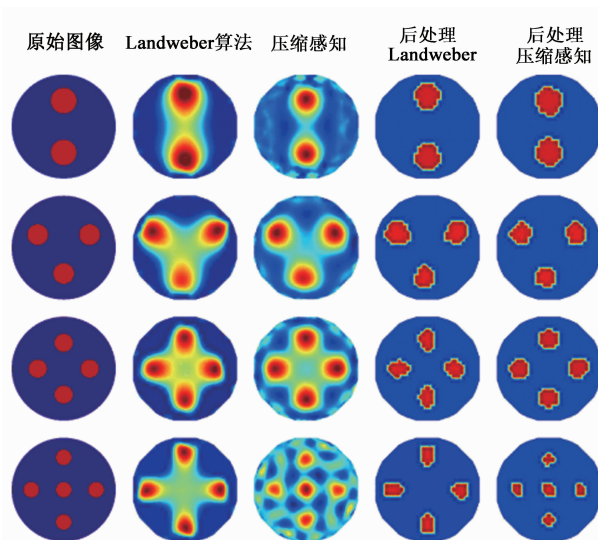


图3 16电极全部激励时重建图像

由图 2、图 3 可见, CS 算法能够更好地重建场域内物体的边缘信息, 对不同物体进行清楚地区分, 重建的物体不会出现明显的变形, 物体相互独立, 没有将相邻物体粘连的伪迹; 而 Landweber 算法重建图像中, 物体形变明显, 相邻物体间有明显的粘连伪迹, 无法辨识场域内物体边缘. 同时, 由流型 4 的重建图像可以看出, CS 算法对复杂流型成像效果较好, 对于处在管道中心灵敏度较差区域的物体, CS 算法依然能够精确重建, 而 Landweber 算法重建图像则无法重建出管道中心物体. 对两种算法重建图像进行最优阈值处理之后, 可以看出 CS 算法重建图像更加接近真实分布且没有伪迹.

为定量评价重建图像质量, 采用图像相对误差 (RE) 和相关系数 (CC) 评价指标<sup>[12]</sup>, 其定义分别为:

$$\text{RE} = \frac{\|g^* - g\|_2}{\|g\|_2} \quad (11)$$

$$\text{CC} = \frac{\sum_{i=1}^N (g^* - \bar{g}^*) \cdot (g - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (g^* - \bar{g}^*)^2 \cdot \sum_{i=1}^N (g - \bar{g})^2}} \quad (12)$$

其中:  $g$  及  $\bar{g}$  分别为重建介电常数分布及真实介电常数分布;  $g^*$  及  $\bar{g}^*$  分别为  $g$  及  $g^*$  的均值;  $N$  为图像像素数目,  $N = 812$ .

从表 1~4 可以看出, CS 算法重建图像的相对误差小于 Landweber 算法, 而相关系数大于 Landweber 算法, 说明 CS 算法所重建的图像与真实分布更加接近. 通过最优阈值法后处理之后, 两种算法重建图像精确度均有明显改善, 但 CS 算法重建效果仍优于 Landweber 算法.

使用 16 电极中随机选取 14 电极激励按随机顺序采样获得的独立测量数为 91 个, 使用 16 电极激励按随

机顺序采样获得的独立测量数为 120 个. 但基于压缩感知理论的图像重建质量并没有因为独立测量数的增加而显著提高, 相反, 对于较为复杂的流型, 如流型 3 和流型 4, 重建图像的相对误差有所增大、相关系数有所减小, 即出现了重建图像质量下降的现象. 这是因为压缩感知理论通过使用随机采样的方法获取原始信号的重要信息, 同时剔除冗余和噪声信息, 从而在不影响重建图像精度的情况下有效减少了需要采样的数据量, 而使用过多的采样数据不仅对重建图像无益, 而且会引入冗余和噪声信息, 降低重建图像的质量, 增加采样时间.

表 1 16 电极中随机选取 14 电极激励时重建图像相对误差 (RE)

算法	Landweber	压缩感知 (CS)	后处理 Landweber	后处理 压缩感知
流型 1	1.1323	0.7095	0.7659	0.5726
流型 2	1.1352	1.0899	0.7289	0.5401
流型 3	1.1277	1.1222	0.6535	0.6208
流型 4	1.1376	1.1272	0.6801	0.5244

表 2 16 电极中随机选取 14 电极激励时重建图像相关系数 (CC)

算法	Landweber	压缩感知 (CS)	后处理 Landweber	后处理 压缩感知
流型 1	0.6125	0.8380	0.7589	0.8445
流型 2	0.6163	0.6985	0.7720	0.8284
流型 3	0.5132	0.6518	0.7452	0.7888
流型 4	0.5398	0.6583	0.7366	0.8473

表 3 16 电极全部激励时重建图像相对误差 (RE)

算法	Landweber	压缩感知 (CS)	后处理 Landweber	后处理 压缩感知
流型 1	0.8259	0.7116	0.5883	0.3252
流型 2	0.9214	0.9178	0.6124	0.4449
流型 3	1.0993	1.1025	0.6697	0.6255
流型 4	1.1262	1.1204	0.6892	0.5246

表 4 16 电极全部激励时重建图像相关系数 (CC)

算法	Landweber	压缩感知 (CS)	后处理 Landweber	后处理 压缩感知
流型 1	0.7002	0.8467	0.7984	0.9417
流型 2	0.6069	0.7458	0.8087	0.8394
流型 3	0.5811	0.6668	0.7793	0.7852
流型 4	0.5973	0.6136	0.7865	0.7994

因此, 基于压缩感知的图像重建算法能够较为理想地克服管道中心区域灵敏度较低对图像重建带来的不利影响同时在较少的采样数据下重加出较高质量的

图像. 使用随机选取 14 电极激励并按随机顺序采样的方式和原对偶内点法进行图像重建, 能更好地对物体边缘信息进行重建, 使得场域内不同物体能被有效区分, 在较少采样数目的情况下重建出较高精度的图像, 故本文所论述的算法是一种高效的 ECT 重建算法.

## 5 结论

本文提出了一种基于压缩感知理论的 ECT 图像重建算法. 由于压缩感知理论可以在较少观测数据的情况下精确重建图像, 故应用于 ECT 图像重建中可以较好地解决 ECT 系统欠定性问题; 同时使用 LI 正则化模型不仅可以有效克服管道中心区域灵敏度较低对图像重建带来的不利影响, 而且可以对物体边缘信息进行有效重建和检测. 仿真结果表明该算法在使用较少观测数据的情况下可以重建较高精度的图像, 同时节省在采样中消耗的时间, 提高了重建速度, 为 ECT 图像重建提供了一种新的途径和手段.

## 参考文献

- [1] 王化祥, 等. 电学层析成像 [M]. 北京: 科学出版社, 2013. 4-6.  
Wang Huaxiang, et al. Electrical Tomography [M]. Beijing: Science Press, 2013. 4-6. (in Chinese)
- [2] 郭红星, 余胜生, 保宗梯, 王延平. 电容层析成像的电场分布与反演 [J]. 电子学报, 2002, 30(1): 62-65.  
Guo Hongxing, Yu Shengsheng, Bao Zongti, Wang Yanping. Electric field distributions and inversions for electrical capacitance tomography [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(1): 62-65. (in Chinese)
- [3] 陈德运, 陈宇, 王莉莉, 于晓洋. 基于改进 Gauss-Newton 的电容层析成像图像重建算法 [J]. 电子学报, 2009, 37(4): 739-743.  
Chen Deyun, Chen Yu, Wang Lili, Yu Xiaoyang. A novel gauss-newton image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography system [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 739-743. (in Chinese)
- [4] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] Yeyang Yu, Mingjian Hong, Feng Liu, Hua Wang, Crozier S. Compressed sensing MRI using Singular Value Decompositionbased sparsity basis [A]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]. Milano, Italy: IEEE, 2011. 5734-5737.
- [6] 吴新杰, 黄国兴, 王静文. 压缩感知在电容层析成像流型辨识中的应用 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(4): 1062-1068.  
Wu Xinjie, Huang Guoxing, Wang Jingwen. Application of compressed sensing to flow pattern identification of ECT

- [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(4): 1062 - 1068. (in Chinese)
- [7] 马坚伟, 徐杰, 鲍跃全, 等. 压缩感知及其应用: 从稀疏约束到低秩约束优化 [J]. 信号处理, 2012, 28(5): 609 - 623.  
Ma Jianwei, Xu Jie, Bao Yuequan, et al. Compressive sensing and its application: from sparse to low-rank regularized optimization [J]. Signal Processing, 2012, 28(5): 609 - 623. (in Chinese)
- [8] Candès E J. Robust uncertainty principles and signal recovery [A]. The 2nd Int Conf Computational Harmonic Analysis [C]. Nashville, TN, 2004.
- [9] 戴琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知研究 [J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 3425 - 3434.  
Dai Qionghai, Fu Changjun, Ji Xiangyang. Research on compressed sensing [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3): 3425 - 3434. (in Chinese)
- [10] Baraniuk R G. Compressive sensing [Lecture Notes] [J]. IEEE Trans on Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118 - 121.
- [11] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展 [J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070 - 1081.  
Shi Guangming, Liu Danhua, Gao Dahua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070 - 1081. (in Chinese)
- [12] Natarajan B K. Sparse approximate solutions to linear systems [J]. SIAM Journal on Computing, 1995, 24(2): 227 - 234.
- [13] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129 - 159.
- [14] 李然, 干宗良, 崔子冠, 等. 压缩感知图像重建算法的研究现状及其展望 [J]. 电视技术, 2013, 37(19): 7 - 14.  
Li Ran, Gan Zongliang, Cui Ziguan, Zhu Xiuchang, et al. Study status and prospective of compressive sensing image reconstruction [J]. Video Engineering, 2013, 37(19): 7 - 14. (in Chinese)
- [15] Seung-Jean Kim, K Koh, M Lustig, Stephen Boyd, Dimitry Gorinevsky. An interior-point method for large-scale  $l_1$ -regularized least squares [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 606 - 617.
- [16] 黎胜亮, 刘昆, 张峰, 等. 基于压缩感知在线稀疏的红外视频遥感凝视成像 [J]. 电子学报, 2015, 43(3): 518 - 522.  
Li Shengliang, Liu Kun, Zhang Feng, et al. Infrared remote sensing video staring imagery based on compressed sensing online sparse [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 518 - 522. (in Chinese)
- [17] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problem [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586 - 597.
- [18] 余恺, 李元实, 王智, 等. 基于压缩感知的新型声信号采集方法 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 105 - 112.  
Yu Kai, Li Yuanshi, Wang Zhi, et al. New method for acoustic signal collection based on compressed sampling [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 105 - 112. (in Chinese)
- [19] 熊元新, 陈允平. 离散傅里叶变换的定义研究 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2006, 39(1): 89 - 91, 142.  
Xiong Yuanxin, Chen Yunping. Research on definition of discrete Fourier transform [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2006, 39(1): 89 - 91, 142. (in Chinese)
- [20] Geselowitz D B. An application of electrocardiographic lead theory to impedance plethysmography [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1971, 18(1): 38 - 41.
- [21] 张立峰, 王化祥. 一种新的电容层析成像电极组合激励测量模式 [J]. 化工学报, 2012, 63(3): 860 - 865.  
Zhang Lifeng, Wang Huaxiang. A new combined-electrode exciting-measuring mode for electrical capacitance tomography [J]. Ciesc Journal, 2012, 63(3): 860 - 865. (in Chinese)
- [22] 王琦, 张荣华, 王金海, 王化祥. 基于压缩感知的 ECT/CT 双模融合系统成像方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1338 - 1346.  
Wang Qi, Zhang Ronghua, Wang Jinhai, Wang Huaxiang. Image reconstruction method based on compressive sensing for ECT/CT dual modality fusion system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6): 1338 - 1346. (in Chinese)

#### 作者简介



**张立峰** 男, 1979 年生于江西黎川. 华北电力大学自动化系副教授. 研究方向为多相流参数检测、电学层析成像技术.  
E-mail: hdlfzhang@126.com



**刘昭麟** 男, 1991 年生于甘肃定西. 华北电力大学自动化系研究生. 研究方向为电学层析成像技术.