

基于贝叶斯理论快速 ERT 图像重建算法*

刘琪芳^{1,2}, 韩焱¹, 张锡祥¹

(1. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室 信息通信工程学院, 太原 030051; 2. 山西农业大学 信息科学与工程学院, 山西 太谷 030801)

摘要: 针对电阻层析成像系统中图像重建不适定问题,与现有 ERT 图像代数重建算法不同,提出一种基于贝叶斯理论快速一步动态图像重建算法。在阐述电阻层析成像的理论基础上,利用有限元方法建立敏感场数学模型,得到灵敏度矩阵和投影数据。在分析贝叶斯理论基础上,推导出快速一步动态图像重建模型,并将介质分布的先验信息和噪声随机信息等统计信息引入到图像重建中,实现对电导率的重建。分析了不同分布先验概率参数和不同噪声信噪比等影响因子对算法重建结果的影响,并与高斯牛顿迭代、贝叶斯迭代重建算法相比较。结果表明,所提算法重建速度有很大提高,并能较好反映被测介质的相对位置。

关键词: 电阻层析成像; 贝叶斯理论; 一步动态; 图像重建

中图分类号: TP391; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)05-1581-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.05.073

Fast image reconstruction algorithm based on Bayesian estimation theory for electrical resistance tomography

LIU Qi-fang^{1,2}, HAN Yan¹, ZHANG Xi-xiang¹

(1. School of Information & Communication Engineering, National Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. College of Information Science & Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu Shanxi 030801, China)

Abstract: To solve the ill-posed problem in electrical resistance tomography (ERT) technology, this paper proposed a one-step dynamic image reconstruction algorithm based on Bayesian theorem, it which was different to the existing ERT image reconstruction algorithms. Based on the basic theory of resistance tomography, it solved the sensitive field mathematical model by finite element method to obtain the sensitivity matrix and project data. Next, based on analysis of Bayesian theorem, it derived one-step dynamic reconstruction algorithm model. And it was taken into account statistical information including the prior probability of permittivity distribution and the noise information which was applied for image reconstruction. Finally, it researched the function of impact factors including the prior probability parameters and different signal-to-noise ratio (SNR) to reconstructed result under different distribution. Meanwhile, the presented method was compared with Gauss-Newton iteration and Bayesian iteration methods. The results show that this algorithm gets better effect in the precision and speed than others iteration methods.

Key words: electrical resistance tomography (ERT); Bayesian theorem; one-step dynamic; image reconstruction

两相流成像技术近年来在石油、化工、电力、冶金及核能等行业普遍存在,在工业领域有很好的发展前景,其参数测量和流形识别一直是过程层析的重要研究方向^[1]。电阻层析成像(ERT)是基于不同的介质具有不同的电导率,判断出处于敏感场中物体电导率分布的介质分布情况。电阻层析成像被认为是一种很有前途的过程断层扫描技术,具有低成本、高速度、鲁棒性和非侵入等优点^[2,3]。ERT技术已经成为目前两相流/多相流可视化测量和成像技术的主要研究方向之一。

ERT求解分为正问题和逆问题两个方面^[4]。正问题求解是已知所测物体内部的介质分布和其周围激励的电流分布来求解物体内部及其周围的敏感场;逆问题求解是应用重建算法由电极两端所得的感应电压来求解物体的电导率分布信息。逆问题即图像重建算法至关重要,而且它被正问题所制约。目前,现有的 ERT 图像重建代数算法主要用于在线(实时)测量,包括反投影(linear back projection, LBP)算法^[5,6]、截断奇异值分

解(truncated singular value decomposition, TSVD)^[7]、牛顿—拉夫逊算法^[8]、Landweber 算法^[9]、TV 正则化算法^[10]等。它们都没有考虑介质分布的先验信息和噪声信息等统计信息。为提高图像重建效率,本文提出一种基于贝叶斯理论快速一步动态图像重建算法,将介质分布的先验信息和噪声随机信息等统计信息引入到 ERT 图像重建中,以获得较好的快速图像重建结果。

1 正问题求解

1.1 正问题数学模型

ERT 的敏感场可以用静态场理论来描述和求解,满足麦克斯韦方程组,其敏感场数学模型描述为

$$\begin{cases} \nabla \cdot (\sigma \cdot \nabla \varphi) = 0 & \text{在敏感场域 } \Omega \text{ 内} \\ \sigma \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial n} \Big|_{\partial \Omega} = j & \text{在电流注入电极} \\ \sigma \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial n} \Big|_{\partial \Omega} = -j & \text{在电流注入电极} \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期: 2013-06-25; 修回日期: 2013-08-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61171179); 山西省自然科学基金资助项目(2012021011-2); 山西省高等学校优秀创新团队支持计划资助项目

作者简介: 刘琪芳(1981-),女,山西太谷人,讲师,博士研究生,主要研究方向为信息的获取、重建、处理和识别技术(anqi1016@163.com); 韩焱(1957-),男,教授,博士,主要研究方向为信息的获取、重建、处理和识别技术; 张锡祥(1933-),男,博导,主要研究方向为电子对抗技术。

其中: ∇ 为梯度算子; Ω 为敏感场区域; $\partial\Omega$ 为其边界; σ 为求解电导率分布函数; j 为边界电流密度; $\partial\varphi/\partial n$ 为沿边界的法线方向导数。电阻成像正问题求解就是已知电导率 σ 分布求解场域内的电位分布 φ 。

1.2 正问题有限元求解

有限元将问题广泛应用于正问题求解中。根据汤姆逊定理, 处于介质中的一个固定的带电导体系统, 其表面上的电荷分布应使合成的静电场具有最小的能量。由此可得数学模型的泛函极值形式:

$$J(\varphi) = \iint_{\Omega} \frac{\sigma}{2} (\sigma \nabla^2 \varphi + \nabla \sigma \nabla \varphi) dx dy + \int_{\partial\Omega} j \varphi ds \quad (2)$$

式中: $\int_{\partial\Omega} j \varphi ds$ 为 $j \varphi$ 沿场域边界的线积分, 单位内 σ 为常数 $\nabla \sigma = 0$, 每个单元泛函为

$$J^e(\varphi) = \iint_{\Omega^e} \frac{\sigma}{2} \left[\left(\frac{\partial \varphi}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \varphi}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy + \int_{\partial\Omega^e} j \varphi d\Gamma \quad (3)$$

经过离散, 求解式(3)得

$$[K][\varphi] = [P] \quad (4)$$

式中: $[K]$ 称为系统的刚度矩阵, 为 $n \times n$ (n 为剖分节点的个数) 对称正定矩阵, 其矩阵元素由各个三角单元的电导率分布和三角剖分的拓扑结构决定; $[\varphi]$ 为待求节点电势列向量; $[P]$ 体现场域边界条件, 与激励电极所在节点有关。

2 逆问题求解

ERT 图像重建是非线性、病态的逆问题。逆问题求解利用测量值与计算值构造具有平方和形式的目标函数, 并使目标函数最小, 从而求得分布。动态成像是利用不同时刻的测量数据, 通过重建算法获得介质分布的差值, 重建一幅差分图像, 可以消除测量中的干扰和噪声信号, 实现实时成像^[11]。图像重建过程就是求解 ERT 系统的逆问题, 已知投影数据 V 和灵敏度矩阵 J 求得灰度向量 F , 数学模型如式(5)所示。

$$V = J \cdot F \quad (5)$$

若考虑测量过程中的测量噪声, 式(5)可写为

$$V = J \cdot F + e \quad (6)$$

其中: e 是测量误差, 它是均值为 0, 协方差阵为 C_n 的高斯噪声。

根据先验知识, 以 F 为条件的观测矢量 V 的似然函数为

$$p(V|F) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |C_n|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (V - J \cdot F)^T C_n^{-1} (V - J \cdot F) \right] \quad (7)$$

被估计参量 F 是 M 维随机参量, 其先验密度函数是均值参量为 μ_F , 协方差矩阵为 C_F 的高斯分布, 即随机参量 F 的似然函数为

$$p(F) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |C_F|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (F - \mu_F)^T C_F^{-1} (F - \mu_F) \right] \quad (8)$$

由贝叶斯理论, 得到介质分布后验概率密度函数满足

$$p(F|V) = \frac{p(V|F)p(F)}{p(V)} \quad (9)$$

两边取对数, 并对 F 求偏导, 令其结果为 0, 得最大后验估计方程

$$\frac{\partial \ln p(V|F)}{\partial F} + \frac{\partial \ln p(F)}{\partial F} \Big|_{F=\hat{F}} = 0 \quad (10)$$

由式(10)展开得:

$$-(J^T C_n^{-1} J F + C_F^{-1}) [F - (J^T C_n^{-1} J F + C_F^{-1})^{-1} (J^T C_n^{-1} J F + C_F^{-1} \mu_F)] = -J_T (F - \hat{F}) \quad (11)$$

其中, 矩阵 $J_T = J_D + J_p$, 而 $J_D = J^T C_n^{-1} J$ 是费希尔数据信息矩阵, $J_p = C_F^{-1}$ 是先验信息矩阵。化简得

$$J^T C_n^{-1} V - J^T C_n^{-1} J F - C_F^{-1} F + C_F^{-1} \mu_F \Big|_{F=\hat{F}} = 0 \quad (12)$$

解得最大后验估计参数 $\hat{F}$ 为

$$\hat{F} = (J^T C_n^{-1} J + C_F^{-1})^{-1} (J^T C_n^{-1} V + C_F^{-1} \mu_F) \quad (13)$$

利用矩阵求逆引理, 对最大后验估计参数 $\hat{F}$ 进行矩阵反演运算, 得

$$\hat{F} = \mu_F + C_F J^T (J C_F J^T + C_n)^{-1} (V - J \mu_F) \quad (14)$$

估计均方误差阵为

$$\hat{C}_F = E[(F - \hat{F})(F - \hat{F})^T] = (J^T C_n^{-1} J F + C_F^{-1})^{-1} \quad (15)$$

由矩阵反演运算得

$$\hat{C}_F = C_F - C_F J^T (J^T C_F J + C_n)^{-1} J C_F \quad (16)$$

由已知得 μ_F 为先验均值参数, $\hat{F}$ 为后验估计。式(14)(16)离散化后可得

$$\hat{F}_{k+1} = \mu_{F(k)} + C_{F(k)} J^T (J C_{F(k)} J^T + C_n)^{-1} (V - J \mu_{F(k)}) \quad (17)$$

$$\hat{C}_{F(k+1)} = C_{F(k)} - C_{F(k)} J^T (J^T C_{F(k)} J + C_n)^{-1} J C_{F(k)} \quad (18)$$

利用式(17)(18)反复迭代, 可重建电导率分布。

基于贝叶斯理论的迭代方法虽然可以较好地反映被测介质的分布情况, 但是一般迭代方法计算量较大, 影响实时成像。因此, 假设初始计算的信息分布参数接近真实分布情况, 则认为在第一次迭代后介质分布大部分特性被识别出来, 将其应用在动态成像中可近似为线性重建算法, 即求解:

$$\Delta V = S \cdot \Delta F \quad (19)$$

相应的逆问题求解变为

$$\delta \hat{F} = C_F J^T (J C_F J^T + C_n)^{-1} \delta V \quad (20)$$

当高斯噪声协方差阵满足 $C_n = \lambda^2 L$ 时, 重建近似可以看做正则优化, L 与 λ 被定义为正则矩阵与正则参数。

3 实验与结果分析

为验证算法的有效性, 对算法进行数值仿真实验, 仿真在 Intel Celeron 2.6 GHz 计算机的 MATLAB 进行。系统选取 16 电极, 576 个剖分图像像素单元, 采用双极性脉冲电流源激励电压测量方式。

3.1 实验过程

为了验证算法的可行性以及不同测试参数下对其成像结果的影响, 将其进行下述实验:

a) 测试在单电极激励单电极测量、相邻电极激励相邻电极测量及相邻电极激励单电极测量的混合激励/测量三种激励/测量方式下, 介质分布先验概率协方差阵取 $C_F = I_{576}$ 时对一步动态成像不同噪声协方差阵的重建结果进行比较研究。电导率初始值设定为 $\sigma = 2$ S/m。

b) 测试混合激励测量方式下, 介质分布先验协方差分别为 1、10 和 20 时对重建结果的比较研究。取 $\lambda = 0.1$, $\sigma = 2$ S/m。

c) 测试混合激励测量方式下, 电导率初值与不同 SNR 值^[12] 对成像结果的影响。取 $\lambda = 0.1$, $\sigma = 0.1$ S/m, 1.5 S/m。

d) 为了验证算法与其他迭代算法在精度、速度方面的优势, 与高斯牛顿迭代、贝叶斯迭代算法在模型参数近似等价条件下进行算法精度和速度的比较。

设定定义图像与重建图像的相关系数 (correlation coefficient, CC) 为图像评价指标, 公式如下:

$$cc = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - \bar{\hat{f}})(f_i - \bar{f})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - \bar{\hat{f}})^2 \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2}} \quad (21)$$

其中: cc 为相关系数; f_i 为设定电导率分布; $\hat{f}$ 为重建电导率分布; $\bar{\hat{f}}$ 、 $\bar{f}$ 分别为 $\hat{f}_i$ 与 f_i 的平均值。可知 cc 越大相关系数越强, 成像精度越高, 成像质量就越好。

3.2 结果分析

表1举例给出相邻激励方式下, 电流激励为 10 mA、 $\lambda = 0.1$ 时, 三种气泡流在噪声协方差阵满足标准正则矩阵与 Laplace 正则矩阵先验信息的图像重建结果。结果表明基于贝叶斯理论一步动态算法对三种流形均具有适应性, 重建结果良好。其中, 标准正则化选取对角阵为单位阵 I 的正则矩阵, Laplace 正则矩阵选择算子为 $[-1, -1, -1; -1, 8, -1; -1, -1, -1]$ 的 Laplace 算子构成的正则矩阵 Q 。

表1 基于贝叶斯理论快速一步动态算法图像重建结果

流形	气泡流 1	气泡流 2	气泡流 3
原始位置			
单位正则重建结果			
Lap 正则重建结果			

表2、3给出在不同参数 λ 、不同激励方式下, 利用本文提出算法图像重建相关系数比较结果。从表中可以看出 Laplace 算子构成的正则矩阵对三种气泡流重建结果相对较好。在三种激励/测量方式下, 气泡流 3 重建结果优于气泡流 1、气泡流 2。在不同参数 λ 下, 气泡流 1 与气泡流 2 随着参数 λ 的增加, 图像重建质量下降, 气泡流 3 随着参数 λ 的增加, 图像重建质量增强。综合各种情况, 混合激励/测量的方式对一般多气泡的情况下, 效果更好。

表2 当 $\lambda = 0.001$ 时不同激励方式图像重建相关系数结果

流形	单电极激励/测量		相邻激励/测量		混合激励/测量	
	I	Q	I	Q	I	Q
气泡流 1	0.7200	0.7537	0.7471	0.7687	0.7405	0.7605
气泡流 2	0.7198	0.7453	0.7280	0.7418	0.7236	0.7467
气泡流 3	0.7756	0.7848	0.8205	0.8406	0.7833	0.7965

表3 $\lambda = 0.1$ 时不同激励方式图像重建相关系数结果

流形	单电极激励/测量		相邻激励/测量		混合激励/测量	
	I	Q	I	Q	I	Q
气泡流 1	0.5768	0.6708	0.5554	0.6168	0.6158	0.6885
气泡流 2	0.5262	0.6222	0.4904	0.5172	0.5754	0.6429
气泡流 3	0.8258	0.8761	0.8228	0.8523	0.8333	0.8560

介质分布先验概率的协方差对图像重建质量也有影响, 分别取先验分布协方差为 1、10 和 20 时进行图像重建结果比较。介质先验噪声协方差取测量空场时 10 s 真实数据的测量值。从表4可以看出, 当介质分布先验概率的协方差值增大时, 图像重建结果轮廓更加清晰, 但是对不同流形的重建结果影响不一。另外, 当协方差增大到一定程度时, 成像结果会逐渐趋于稳定。

表4 不同介质分布先验概率协方差下图像重建结果比较

参数	气泡流 1	气泡流 2	气泡流 3
原始位置			
协方差为 1			
	$cc = 0.3604$	$cc = 0.2813$	$cc = 0.6099$
协方差为 10			
	$cc = 0.5111$	$cc = 0.3819$	$cc = 0.7845$
协方差为 20			
	$cc = 0.5544$	$cc = 0.4280$	$cc = 0.8051$

表5为当噪声协方差 $\lambda = 0.1$, 介质分布先验概率协方差阵为 $C_{F(0)} = I_{576}$, 在混合激励测量方式下, 改变添加高斯噪声的 SNR 值所获得重建图像相关系数的比较结果。从表中可以看出, 重建算法电导率初始值的确定对扰动的成像结果有一定影响, 但并不明显, 其原因可能是本文采用的动态重建算法, 即差分图像重建。由于背景与扰动的差值在算法中就已经较大, 所以当初始值在一定合理的范围, 其对成像结果会影响较小。

表6是对三种不同气泡流进行算法重建比较, 电流激励 I 为 10 mA, 参数 $\lambda = 0.1$ 的 Laplace 正则矩阵, 电导率分布为 2 S/m, 分别用滤波反投影算法、贝叶斯迭代算法和本文介绍的贝叶斯一步快速动态重建算法对混合激励/测量方式下重建时间 T 和重建精度进行研究。其中, 对迭代算法分别进行 10 次与 20 次迭代重建, 取介质分布先验概率协方差初值为 $C_{F(0)} = I_{576}$ 。由表6可知, 从运行速度上看, 基于贝叶斯迭代算法比高斯牛顿迭代算法的重建速度慢, 从相关系数看前者重建质量要好一些。两种迭代算法比贝叶斯一步动态算法精度要略高, 但其运行时间是一步动态算法的 10 倍左右, 速度要慢很多。因此, 基于贝叶斯理论的一步动态算法能较好反映被测介质的相对位置。

表5 不同信噪比 (SNR) 对流形图像重建结果相关系数的影响

流形	SNR = 40 dB		SNR = 70 dB	
	0.1 S/m	1.5 S/m	0.1 S/m	1.5 S/m
气泡流 1	0.6610	0.6873	0.6613	0.6877
气泡流 2	0.6224	0.6417	0.6224	0.6429
气泡流 3	0.7585	0.8672	0.7595	0.8677

表6 不同算法对三种气泡流图像重建结果比较

重建算法	气泡流 1		气泡流 2		气泡流 3	
	T/s	cc	T/s	cc	T/s	cc
10 次迭代高斯牛顿算法	3.6120	0.7592	3.630	0.7391	3.6570	0.8926
20 次迭代高斯牛顿算法	6.7840	0.7681	6.881	0.7504	6.9100	0.8990
10 次迭代贝叶斯算法	5.7080	0.7719	5.727	0.7562	5.7197	0.9071
20 次迭代贝叶斯算法	10.981	0.7808	11.063	0.7681	11.004	0.9106
一步动态算法	0.7086	0.6885	0.7115	0.6429	0.7121	0.8560

4 结束语

本文将介质分布先验信息和噪声信息等统计信息引入到图像重建算法中, 提出的基于贝叶斯理论一步快速图像重建代数算法是可行的, 这种方法运行时间短, 非接触测量, 在工业测量环境下便于实时检测。文中针对不同气泡流, 在初始电导率、激励/测量方式、正则参数及矩阵、噪声影响及先验信息影响等方面对图像重建结果进行分析、找出各个 (下转第 1587 页)

的。因此12个方向共需252次运算。而DWMF算法的加权距离为

$$d_{i,j}^k = \sum_{(s,t) \in s_k^0} W_{s,t} |y_{i+s,j+t} - y_{i,j}| \quad (10)$$

每个方向的五个坐标 (s,t) 是给定的,看似每个方向五个坐标点的计算量是15次,但是每个坐标的权值是未知,需要判断给定。当坐标满足 $((-1 < s < 1) \vee (s = -1) \vee (s = 1)) \& ((-1 < t < 1) \vee (t = -1) \vee (t = 1))$ 时权值为2,其他情况为1。因此每个坐标最多需要判断13次,即每个方向需要判断65次,4个方向共需要320次运算。求最小方向加权距离至少需要比较 $n-1$ 次,则本文算法需要11次,DWMF为3次。由此判断出该像素是否为噪声。

在噪声滤除阶段均是由加权中值滤除。由第一部分算法描述可知,本文算法的加权重复操作数的确定最多需要4次判断。加权矩阵的窗口为 3×3 共9个点即总共需要36次判断得到加权矩阵,最后由中值滤波得滤波结果。而DWMF算法加权矩阵的确定,首先需要确定4个方向加权距离的最小标准偏差,最小标准偏差对应方向的坐标点的加权重复操作数为2,其他方向为1。另外加权矩阵的窗口也为 3×3 ,共9个点。计算1个标准偏差就需要22次运算,4个方向的标准偏差共需88次。再经过3次比较得到最小标准偏差,也就知道其对应的方向。经过横纵坐标的匹配后得到一个坐标的重复操作数,共需3次判断,因此9个点也需27次判断。即共需121次运算得到加权矩阵,此部分约是本文算法计算量的3倍。

综上,就一次迭代而言,从判断一个像素是否为噪声到滤除,本文算法的计算量明显少于DWMF。ACWM算法相对简单,计算量要少些,在这里就不作详细对比分析了。

3 结束语

为恢复图像,本文提出了一种新的基于12个方向的方向加权去除随机值脉冲噪声的滤波方法,本滤波方法同时解决了DWMF的局限性并相对减少了一些计算量,程序运行效率明显提高了很多。受污染图像的信号内容是从图像的噪声像素分离并保存的。很明显,图像从高度受污染的图像中分离出来,提高了滤波器的效率在去除脉冲噪声和信号保护方面。本

文提出的滤波方法产生的好的客观指标与其他滤波方法相比有一定的提高。

参考文献:

- [1] 阮秋琦. 数字图像处理[M]. 北京:北京电子工业出版社,2008.
- [2] 刘振宇. 图像中随机值脉冲噪声算法去除研究[D]. 兰州:兰州大学,2012.
- [3] CONZALEZR C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 北京:电子工业出版社,2010.
- [4] ABREU E, LIGHTSTONE M, MITRA S K, *et al.* A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1996, 5(6): 1012-1025.
- [5] CHEN Tao, WU Hong-ren. Adaptive impulse detection using center weighted median filters[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2001, 8(1): 1-3.
- [6] CRNOJEVIĆ V, SENK V, TRPOVSKI Z. Advanced impulse detection based on pixel-wise MAD[J]. *IEEE Signal Process Letters*, 2004, 11(7): 589-592.
- [7] CHEN Tao, MA Kai-huang, CHEN Li-hui. Tri-state median filter for image denoising[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1999, 8(12): 1834-1838.
- [8] CHEN Tao, WU Hong-ren. Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 2001, 11(8): 784-789.
- [9] SCHULTE S, NACHTEGAEL M, De WITTE V, *et al.* A fuzzy impulse noise detection and reduction method[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(5): 1153-1162.
- [10] CIVICIOGLU P. Removal of random-valued impulsive noise from corrupted images[J]. *IEEE Trans on Consumer Electronics*, 2009, 55(4): 2097-2114.
- [11] AKKOUL S, LEDEE R, LECONGE R, *et al.* A new adaptive switching median filter[J]. *IEEE Signal Process Letters*, 2010, 17(7): 587-590.
- [12] DONG Yi-qiu, XU Shu-fang. A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise[J]. *IEEE Signal Process Letters*, 2007, 14(3): 193-196.
- [13] 张必武, 冯穗力. 对含脉冲噪声的图像去噪算法的研究[J]. *电视技术*, 2011, 35(19): 17-19.

(上接第1583页)相对最优解。最终,运用动态算法实现对电导率的图像重建,重建算法的速度、收敛性都得到了解决,具有一定的研究意义。

参考文献:

- [1] 李海清, 黄志尧. 特种检测技术及应用[M]. 杭州:浙江大学出版社, 2000.
- [2] STANLEY S J, BOLTON G T. A review of recent electrical resistance tomography applications for wet particulate processing[J]. *Particle and Particle Systems Characterization*, 2008, 25(3): 207-215.
- [3] ZHANG Xiu-gang, WANG Dong. Recent development in process tomography for multiphase flow[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2004, 19(3): 221-226.
- [4] WANG Qi, WANG Hua-xiang, CUI Zi-qiang, *et al.* Fast reconstruction of electrical resistance tomography (ERT) images based on the projected CG method[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2012, 27(10): 37-46.

- [5] 乔志伟, 韩焱, 魏学业. 用快速哈达玛变换加速滤波反投影算法的滤波过程[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(9): 2133-2140.
- [6] 柯丽, 林筱, 杜强, 等. 基于反投影的MIT动态图像重建方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(2): 394-400.
- [7] 陈宇, 高宝庆, 张立新, 等. 基于加权奇异值分解截断共轭梯度的电容层析图像重建[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(3): 701-706.
- [8] 肖理庆, 王化祥, 徐晓菊. 改进牛顿—拉夫逊电阻层析成像图像重建算法[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(8): 91-97.
- [9] 肖理庆, 王化祥, 徐晓菊. 改进Landweber电阻层析成像图像重建算法[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(8): 3157-3159.
- [10] 范文茹, 王化祥, 郝魁红. 基于两步迭代TV正则化的电阻抗图像重建算法[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(3): 625-630.
- [11] ADLER A, DAI Tao, LIONHEART W R B. Temporal image reconstruction in electrical impedance tomography[J]. *Physiological Measurement*, 2007, 28(7): S1-S11.
- [12] 邓娟, 陈素华, 沙洪, 等. 信噪比对不同EIT图像重建算法的影响研究及评价[J]. *中国生物医学工程学报*, 2012, 31(6): 807-815.