

基于正则化参数优化和边界聚类的电阻抗成像研究

王苏煜 戎舟 袁晶晶

(南京邮电大学自动化学院人工智能学院 南京 210046)

摘要:电阻抗成像是一种无损伤的功能成像技术,由于逆问题具有不适定性、不稳定性等特点,往往存在重构图像的分辨率不高、伪影较大等问题。将 Tikhonov 和全变量(TV)两种正则化算法的罚函数进行组合应用,提出将粒子群算法用于组合罚函数的正则化参数优化,把图像质量指标(artifact level, AL)作为粒子群算法的适应度值,从而确定最优正则化参数,通过牛顿迭代法获得电导率,为了进一步去除伪影,将 Niblack 算法与边界聚类算法相结合,对求得的电导率进行处理,得到最终的电导率分布。仿真和实测结果均表明,该方法重建的图像能够更加准确地反映电场内目标物体的位置信息,有效的抑制伪影,提高了重建效果。

关键词:电阻抗成像;逆问题;Tikhonov 正则化算法;粒子群算法;边界聚类算法;图像重建

中图分类号: R318;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Research on electrical impedance imaging based on regularization parameter optimization and boundary clustering

Wang Suyu Rong Zhou Yuan Jingjing

(College of Automation & College of Artificial Intelligence, NanJing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210046, China)

Abstract: Electrical impedance tomography (EIT) is a non-destructive functional imaging technique, due to the inherent characteristics of the inverse problem, such as discomfort and instability, there are often problems such as low resolution and large artifacts of reconstructed images. In this paper, the penalty functions of two regularization algorithms Tikhonov and TV are combined, and particle swarm optimization is proposed to optimize the regularization parameters of the combined penalty function. The image quality indicator AL is taken as the fitness value of the particle swarm algorithm, so as to determine the optimal parameters, and the conductivity is obtained through iterative solution by Newton iteration method. In order to further remove artifacts, Niblack algorithm and boundary clustering algorithm are combined to process the obtained conductivity, and the final conductivity distribution is obtained. The results of simulation and measurement show that the reconstructed image can reflect the position information of the target object more accurately, effectively inhibit the generation of artifacts, and improve the reconstruction effect.

Keywords: electrical impedance tomography; boundary clustering algorithm; Tikhonov regularization algorithm; particle swarm optimization algorithm; inverse problem; image reconstruction

0 引言

电阻抗成像技术^[1-2] (electrical impedance tomography, EIT) 是一种非侵入式、无损伤、高效便利的检测手段^[3]。它通过在被测场域的表面贴附一定数量的电极,对不同的电极对施加电激励信号,然后依次在其他电极对上测量得到电响应信号,使用相应逆问题重构算法得到被测

物体内部电导率变化情况^[4]。EIT 在医学方面、地质勘探、流体检测、建筑物内部无损检测等领域具有广泛的研究与应用。

目前电阻抗图像重建已经发展了很多种算法。传统的图像重建方法有 Tikhonov 算法^[5-7]、反投影算法^[8-9] (back-projection algorithm)、全变差算法^[10] (total variation, TV)、高斯-牛顿算法^[11] (Gauss-Newton algorithm)、

基于共轭梯度^[12]的算法等。Tikhonov 算法作为传统 EIT 成像算法代表之一,优点是可以精确反映目标物体的位置,缺点是由于施加的罚函数为连续二次函数,具有明显的局限性,造成图像边界过于平滑而边界不清晰等问题。TV 正则化最早被 Vogel 用于图像去噪处理技术^[13],与 Tikhonov 正则化方法的基本思想相同的是都引入了罚函数项,但不同之处在于罚函数的构造不同,TV 正则化在罚函数中引入变差函数,属于有界变差函数类,可以有效解决边界不清晰的问题。刘宸汁等^[14]针对 Tikhonov 正则化造成图像边界过于平滑而边界不清晰等问题,将 Tikhonov 和 TV 两种正则化算法进行组合,采用 Morozov 偏差方法优化正则化参数,但大多为模拟仿真模型,并没有设计实物实验。李佳^[15]提出了一种基于随机矩阵聚类算法的正则化参数确定方法,分析了算法的基本性质并给出了理论证明,并利用 Tikhonov 正则化算法进行 EIT 图像重建,但没有设计不同电阻抗的物体。Wang 等^[16]提出了一种基于质量指标的正则化参数优化方法,通过设计质量指标,进而获得优化后的正则化参数,但只讨论了仿真模型。王桂芝等^[17]提出一种对检测边界后的数据集进行聚类的算法-BDclust,可以正确识别各种形状的聚类,但是只有对图片的仿真模型,没有实际应用。

当前已经有很多传统算法使重构的图像能准确反映异物的大小和位置,但提高分辨率、消除伪影一直是需要解决的难题。本文提出了一种基于正则化参数优化和边界聚类(parameter optimization and boundary clustering, POBC)的电阻抗成像算法。首先,利用有限元法将区域分割成离散单元,对电导率进行离散化处理,进而获得场域的敏感矩阵;其次,将 Tikhonov 和 TV 正则化算法进行组合应用,设置权重系数,采用粒子群算法(PSO)对两项罚函数的权重系数进行优化,选取图像质量指标(artifact level, AL)作为粒子群算法的适应度值,通过牛顿迭代法求解获得电导率;最后,为了进一步去伪影,将 Niblack 算法^[18]与边界聚类算法组合应用对求得的电导率进行处理,得到最终的电导率分布。

1 EIT 数理模型

EIT 图像重建实质上是一个低频电流场的逆问题求解问题,在被测物体的边界处均匀等距的贴上 16 个电极片,仿真过程中,采用相邻测量-相邻激励模式。EIT 模拟测量如图 1 所示。

可以根据激励电流、电磁特性等建立边界电压和电阻抗分布的对应关系,进而实现 EIT 的求解。EIT 所研究的问题也可以理解为电磁场问题,用麦克斯韦方程组表示。麦克斯韦(Maxwell)方程式如下所示:

$$\Omega: \Delta \cdot (\sigma \nabla \varphi) \quad (1)$$

$$\Gamma_2: \sigma \frac{\partial \varphi}{\partial \nu} = 0 \quad (2)$$

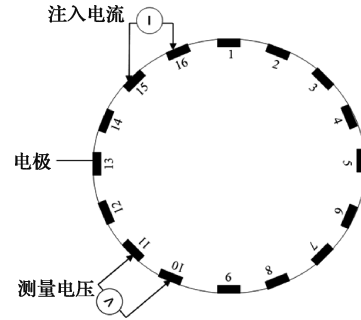


图 1 EIT 测量模拟图

$$\sigma \frac{\partial \varphi}{\partial \nu} = -J \quad (3)$$

$$\Gamma_3: \varphi + z_l \sigma \frac{\partial \varphi}{\partial \nu} = \varphi_l \quad (4)$$

式中: σ 为可测物的电导率分布; ν 为场域的单位法向量; J 为边界电极注入电流时的电流密度; z_l 是第 l 个测量电极的接触阻抗; φ_l 是第 l 个电极上测得的电位。

2 基于参数优化和边界聚类的图像重建方法

本文提出基于正则化参数优化和边界聚类的电阻抗图像重建算法。首先,将 Tikhonov 和 TV 两种正则化算法的罚函数进行组合应用,设置权重参数,优化正则化参数获得电导率,然后用边界聚类算法对获得的电导率进一步处理,得到更好的重建图像。

2.1 正则化参数优化

1) 组合罚函数

Tikhonov 正则化算法是求解 EIT 反问题最经典的算法,但重构的图像存在伪影较多、边界不清晰等问题,因此在罚函数项中再加入另一个罚函数(TV 正则化方法),构造组合罚函数项。

组合算法公式为:

$$\min \varphi(\Delta \sigma) = \frac{1}{2} \|J \Delta \sigma - \Delta U\| + \lambda_1 TR(\Delta \sigma) + \lambda_2 TV(\Delta \sigma) \quad (5)$$

式中: J 表示敏感矩阵; $\Delta \sigma$ 表示电导率差; ΔU 表示电压差; λ_1 表示 Tikhonov 算法的正则化参数; $TR(\Delta \sigma)$ 表示 Tikhonov 算法函数; λ_2 表示 TV 算法的正则化参数; $TV(\Delta \sigma)$ 表示 TV 算法函数。

组合后的具体公式为:

$$\min \varphi(\Delta \sigma) = \frac{1}{2} \|J \Delta \sigma - \Delta U\| + \lambda_1 L \Delta \sigma + \lambda_2 \left| \sum \sqrt{|M_i \Delta \sigma|^2 + \beta} \right| \quad (6)$$

式中: L 表示正则化矩阵; $|M_i \Delta \sigma|$ 对应不同区域的电导率方差; β 为无限趋向于 0 的正数; λ_1 、 λ_2 的范围都属于 (0, 1)。

本文采用牛顿迭代法迭代对式(6)求解:

$$\Delta \sigma_{m+1} = \Delta \sigma_m - \frac{\varphi'(\sigma_m)}{\varphi''(\sigma_m)} \quad (7)$$

即:

$$\Delta\sigma_{m+1} = \Delta\sigma_m - (J^T J + 2\lambda_1 L^T L + \lambda_2 M^T P^{-1} Q M)^{-1} \cdot [J^T \Delta U + 2\lambda_1 L^T L \Delta\sigma_m + \lambda_2 M^T P^{-1} M \Delta\sigma_m] \quad (8)$$

式中: J 代表敏感矩阵; L 代表 Tikhonov 正则化矩阵; M 对应灰度方差特性的稀疏矩阵; P 为对角线矩阵; Q 为对角线矩阵。

$$P^{-1} = \text{diag}\left(\frac{1}{P_{ii}}\right) = \text{diag}\left(\frac{1}{\sqrt{(M_{ii} \Delta\sigma + \beta)}}\right) \quad (9)$$

$$Q = \text{diag}\left\{1 - \frac{M_i \Delta\sigma}{P_{ii}^2}\right\} \quad (10)$$

2) 粒子群算法

在解决 EIT 逆问题中, 正则化参数的确定对近似解精确性和稳定性起到了重要作用, 参数选取过大或过小都会影响成像的效果。本文采用粒子群算法来选取最优的两个正则化参数 λ_1, λ_2 , 将 AL 作为粒子群算法的适应度值。

在粒子群算法中, 首先设置种群粒子数, 然后初始化种群个体、个体的最优位置与最优值以及全局的最优位置和最值, 其次按照公式依次迭代直到满足精度或者迭代次数, 最后得出最优的正则化参数 λ_1, λ_2 。

粒子群算法迭代公式为:

$$V_i = \omega V_i + C_1 R_1 (pbest_i - X_i) + C_2 R_2 (gbest - X_i) \quad (11)$$

位置更新公式:

$$X_i = V_i + X_i \quad (12)$$

式中: V_i 为第 i 个粒子的速度; X_i 为第 i 个粒子的位置; $i=1, 2, \dots, N$, N 为粒子数; $pbest_i$ 为第 i 个粒子搜索到的最优位置; $gbest$ 为群体搜索到的最优位置; ω 为惯性权重; C_1, C_2 为学习因子; R_1, R_2 为两个随机数, 范围为 $(0, 1)$ 。

其中适应度值的确定也起到关键性作用, 本文采用 AL 作为适应度值:

$$AL = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [A']_i \quad (13)$$

式中: N 是重建像素的总数, A' 是区域内伪影图的一维形式, 即每个像素的梯度。AL 值越低, EIT 图像质量越好。

每个像素处的梯度 A' 是通过平均该像素与其 8 个相邻像素之间的差值的抽象值来计算的。

$$[A]_{i,j} = \frac{1}{12} \sum_{k=1}^{12} |[H]_{i,j} - [H]_{q(k)}| \quad (14)$$

式中: H 是原始重建源图像; A 是 H 的梯度; q 是当前像素; k 是 $1 \sim 12$ 的正整数, 代表与当前像素相邻的 12 个像素。

$$[A]_{i,j} = \begin{cases} [A]_{i,j}, & \sum [H]_{((i,j);q)} \geq \max(H) \\ \frac{[A]_{i,j}}{\sum [H]_{((i,j);q)}}, & \sum [H]_{((i,j);q)} < \max(H) \end{cases} \quad (15)$$

整个参数优化的过程如图 2 所示。

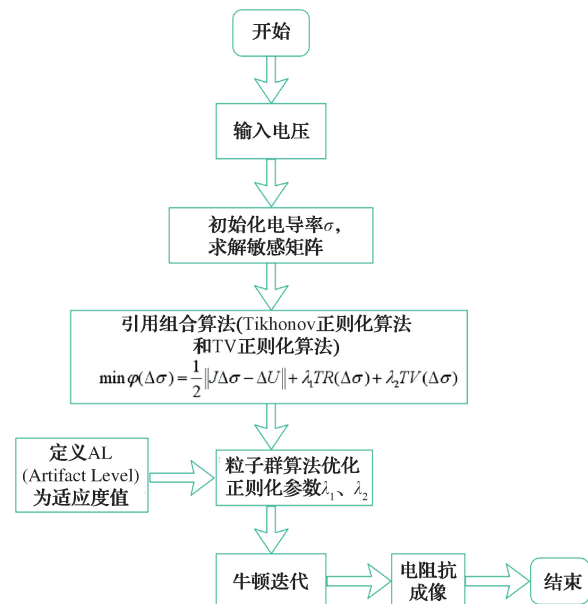


图 2 参数优化流程

2.2 边界聚类

以上组合算法可以达到较好的成像效果, 但为了进一步去伪影, 本文又对组合算法得出的电导率 σ 进行处理。

利用 Niblack 算法求出所有目标物体的边界对象 B , 通过边界聚类算法对边界对象 B 进行检索, 得出背景像素 A , 对背景像素 A 的电导率进行处理, 根据优化后的电导率获得成像结果。

1) 边界对象

自适应阈值算法^[19]的实现方法有很多种, 分为全局自适应阈值和局部自适应阈值两种。论文采用了局部自适应阈值方法——Niblack 算法。

Niblack 算法通过某一像素点及其邻域内像素点灰度值的均值和标准差计算得到二值化阈值, 也就是将图像分成若干个小区域, 然后计算每个小区域的均值和标准差, 根据均值和标准差的大小关系来确定阈值。如果某个像素点的灰度值小于该像素所在小区域的均值加上一个系数乘以该小区域的标准差, 那么该像素点就被认为是边界像素(边界对象 B)。

具体公式为:

$$[O]_i = \frac{\sum_{k=1}^{12} \sigma_k + \sigma_i}{13} \quad (16)$$

$$[P]_i = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{12} (\sigma_k - O_i)^2 + (\sigma_i - O_i)^2}{13}} \quad (17)$$

$$[Q]_i = O_i + \alpha \cdot P_i \quad (18)$$

式中: O 是平均值; P 是标准差; Q 是灰度值; σ_i 表示第 i 个电导率; O_i 表示第 i 个平均值; P_i 表示第 i 个标准差; Q_i 表示第 i 个电导率; α 为修正系数; k 是 $1 \sim 12$ 的正整

数,代表与当前像素 i 相邻的 12 个像素。

对于算法中的修正系数 α 的选取,先根据初始电导率大小求出标准差 P ,使用直方图统计每个标准差出现的概率。选取位于标准差 P 中的最大值和最小值之间的整数值 P_T 。此时,直方图被分为 $P_i < P_T$ 和 $P_i > P_T$ 两类。根据式(14)计算两类的方差:

$$E_0(P_i) = \sum_{i=P_{\min}}^{P_T-1} P_i S_i \quad (19)$$

$$E_1(P_i) = \sum_{i=P_T}^{P_{\max}} P_i S_i \quad (20)$$

$$D(P_T) = E(P_i - E(P_i))^2 = \beta_0 (E_0(P_i) - E(P_i))^2 + \beta_1 (E_1(P_i) - E(P_i))^2 \quad (21)$$

式中: S_i 表示标准差 P_i 出现的概率; β_0 和 β_1 分别表示两类方差 $E_0(P_i)$ 和 $E_1(P_i)$ 出现的概率。

$$\beta_0 = S\{P_{\min} < P_i < P_T\}, \quad \beta_1 = S\{P_T < P_i < P_{\max}\}$$

当 $D(P_i)$ 越大时,两类方差的偏离程度越大,区分越明显。对于一幅图像, $P_i < P_T$ 部分表示当前区域只存在目标像素或背景像素; $P_i > P_T$ 区域表示同时存在目标像素和背景像素。令修正系数 α 为:

$$\alpha = \frac{P_T}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (22)$$

进而可得出边界对象 B 为:

$$[B]_i = Q_i, \quad \sigma_i < Q_i \quad (23)$$

式中: O 、 P 、 Q 、 B 都是一行 X 列的二维数组。

2) 边界聚类算法

边界聚类算法是对目标的边界对象 B 进行深度检索,得到所有背景像素 A 。

边界聚类算法其实就是对目标边界对象 B 的每一个像素进行搜索,假定 i 为边界对象 B 的任一像素,寻找与像素 i 相邻的 12 个像素中电导率最相近的像素 $i+1$,进而再寻找与此像素 $i+1$ 相邻的 12 个像素中电导率最相近的像素 $i+2$ (如果像素 $i+2$ 与像素 i 相同的话,则像素 $i+2$ 为与像素 $i+1$ 相邻的 12 个像素中电导率次相近的像素),以此类推,直到再次搜索到像素 i 为止。重复这个过程,当目标边界对象 B 中所有的像素都检索完后检索到的所有像素都是背景像素。

边界聚类算法的伪代码如下。

边界聚类

输入:组合算法获得的电导率 σ
 输出:优化后的电导率 σ'

for $i \leftarrow 1$ to 832 do
 for $j \leftarrow 1$ to 832 do
 获取与编号 i 相邻的 12 个单元的电导率 σ ,并将电导率存入 SS;
 end
 将编号 i 的电导率录入 SS;

计算 SS 中 13 个元素的电导率的均值 O ;

计算 SS 中 13 个元素的电导率的标准差 P ;

选取修正系数 α 的;

灰度值 $Q \leftarrow O + \alpha * P$;

if 编号 i 的电导率 $< Q$

边界对象 $B \leftarrow Q$;

end

end

for $i \leftarrow 1$ to size(B) do

$K = 0$;

While $i \sim k$

for $i \leftarrow 1$ to 12 do

求出此像素 i 相邻的 12 个像素中电导率最相近的像素 $i+1$ (如果像素 $i+2$ 与像素 i 相同的话,则像素 $i+2$ 为与此像素 i 相邻的 12 个像素中电导率次相近的像素);

背景像素数组 $A \leftarrow i+1$;

end

$k = i+1$;

end

end

编号为 A 的电导率 \leftarrow 背景电导率

3 实验结果

3.1 实验数据

本文的开发环境:使用的计算机型号为 XiaoXinPro-PRO14 2021,CPU 类型为 AMD R5-5600H,运行内存为 16.0 GB,处理器为 AMD R5,系统为 Windows 11。

为了评估本文算法的成像效果,分别与 PT 算法、PPT 算法和 RMC 算法进行比较。

正则化组合算法(PT)算法将 Tikhonov 和 TV 两种正则化算法的罚函数进行组合应用,两个正则化参数为随机数。

正则化参数优化算法(PPT)算法为 2.1 节将 Tikhonov 和 TV 两种正则化算法的罚函数进行组合应用,采用粒子群算法选取两个最优正则化参数的方法。

基于随机矩阵聚类的正则化参数确定算法(random matrix clustering, RMC)是使用 K-means 聚类算法对 Tikhonov 正则化算法的参数进行确定的方法^[20]。

3.2 评判指标

为了比对不同目标物体成像质量,使用评判指标均方误差(mean square error, MSE)、百分比位置误差(percentage position error, PPE)和相对大小覆盖率(relative size coverage ratio, RCR)3 个指标来评价仿真数据成像质量。

MSE 表示预测目标物体电导率值的准确度,公式

如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sigma'_i - \sigma_i)^2 \quad (24)$$

式中: σ'_i 表示第*i*个剖分单元的电导率测试值; σ_i 表示第*i*个剖分单元的电导率真实值;*n* 表示模型剖分的单元个数,本文选取 832 个剖分单元。MSE 值越小,则成像质量越好。

PPE 表示重建图像目标物体的中心与实际物体中心之间的偏差,公式如下:

$$PPE = \frac{|b_a - b_p|}{R} \times 100\% \quad (25)$$

式中: b_a 和 b_p 分别表示重建图像目标中心和实际目标物体中心到背景区域中心的距离;*R* 表示背景区域的半径。

RCR 表示评判重建图像目标物体的面积与实际物体

面积的误差,公式如下:

$$RCR = \frac{CP}{CP_i} \quad (26)$$

式中: CP_i 和 CP 分别是实际目标物体和重建目标物体的面积与整个背景区域面积的比值。RCR 的值越靠近 1,则表示重建的目标物体和实际目标物体面积越接近。

3.3 仿真实验及结果分析

本文分别从单目标、双目标、三目标的 3 种仿真数据进行成像,采用基于 MATLAB 的 EIDORS 的软件包中编程,从而得到被测物体内部结构的电导率分布情况。

根据评判指标(表 1)来看,无论是单目标、双目标还是三目标,PPT 算法比 PT 算法的评判指标要好,而 POBC 的评判指标相对于 PT 和 PPT 有着明显的提升。

表 1 评判指标

成像目标物体		PT	PPT	RMC	POBC
MSE	单目标	1.39×10^{-4}	4.40×10^{-5}	8.40×10^{-5}	2.89×10^{-5}
	双目标	2.51×10^{-4}	6.93×10^{-5}	9.89×10^{-5}	2.18×10^{-5}
	三目标	2.68×10^{-4}	1.01×10^{-4}	1.87×10^{-4}	9.96×10^{-5}
PPE	单目标	0.029 94	0.012 63	0.013 28	0.011 80
	双目标	0.036 69	0.004 45	0.011 8	0.001 66
	三目标	0.289 07	0.002 49	0.005 4	0.007 99
RCR	单目标	0.092	0.197	0.163	0.410 2
	双目标	0.106	0.216	0.172 9	0.680 8
	三目标	0.094 2	0.445 3	0.184	0.919 3

由图 3 仿真图像的重建结果对比可以发现,PT 算法中无论背景伪影还是目标物体旁的伪影,去除伪影效果不佳;RMC 算法相对于 PT 算法在去伪影效果好一些;PPT

算法虽然相对 PT 算法背景伪影较少,但目标物体旁的伪影仍然较多;经过 POBC 算法优化后的图像,不仅可以大大减少背景的伪影,同时也减少了目标物体边界的伪影,使目标物体的整体重建效果也最接近实际图像。

由于 POBC 算法是在 PPT 算法求出最优化参数的基础上再聚类,因此 POBC 算法与 PPT 算法的最优化参数相同,POBC 算法优化后正则化参数如表 2 所示。

表 2 POBC 优化后的正则化参数

成像目标物体	λ_1	λ_2
单目标	0.116 3	0.552 9
双目标	0.078 0	0.055 34
三目标	0.62	0.235 1

3.4 实测数据实验结果

为了测试此算法对实测数据的优化效果,本文采用了两组数据进行验证,分别是以 0.9% 浓度盐水溶液背景的实测数据和从网站上获取的实测电压数据^[21]。

第 1 组数据是通过实验室无损检测设备获得所需求解的被测物体的边界电压值,在二维(盐水槽一周)等间距依次贴 16 个电极片,设置激励频率为 10 kHz,激励电流

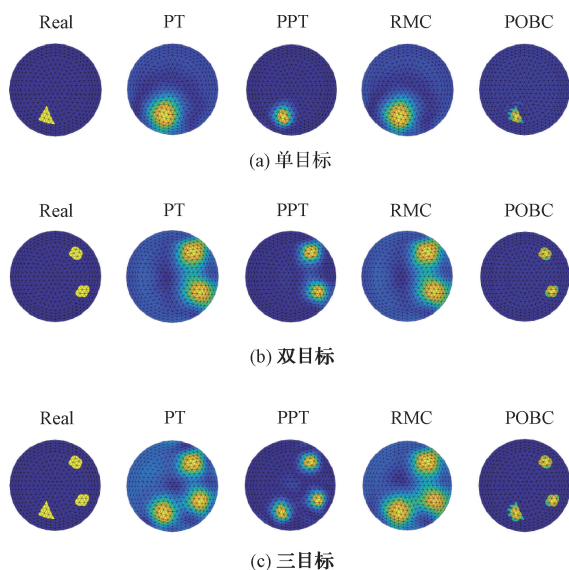


图 3 实验室实测数据成像结果比较

为 4 mA(实验室设备的电流范围为 0~4 mA),选用 0.9%浓度盐水溶液作为背景。

实测时选择黄瓜、胡萝卜作为目标物,同时分别设置了单目标、双目标、三目标。以一个胡萝卜为单目标;两个黄瓜为双目标;一个胡萝卜和两个黄瓜为三目标。其实物图像以及 3 种成像对比如图 4 所示。

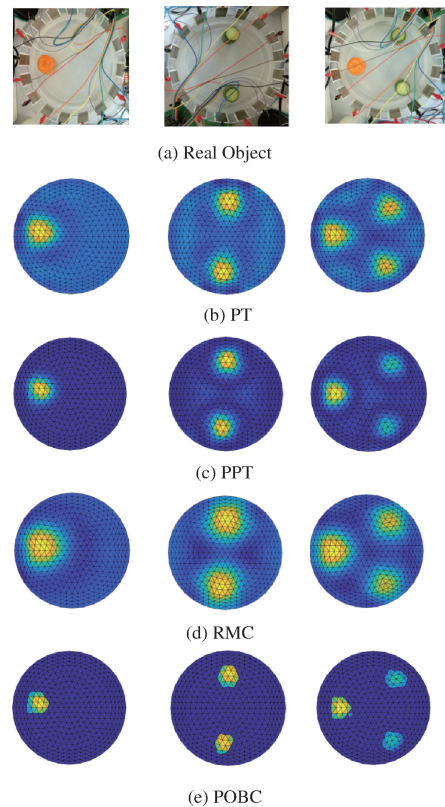


图 4 实验室实测数据成像结果比较

由图 4 实测数据图像重建结果的对比可以发现,PT 算法可以确定目标物体的位置,但无论是背景还是目标物体旁边都存在很多伪影;RMC 算法的边缘伪影处理不是很好;PPT 算法可以去除背景的部分伪影,但目标物体周围的伪影仍然存在很多;而经过 POBC 算法处理后的图像,背景伪影以及目标物体周围的伪影都得到一定的减少,且由于胡萝卜和黄瓜自身阻抗值的不同,成像颜色也显示出差异,说明 POBC 算法可以有效区分不同阻抗值的物体,使成像效果获得改善。其中实验室实测数据图像的 POBC 算法优化后正则化参数如表 3 所示。

表 3 POBC 优化后的正则化参数(实验室数据)		
成像目标物体	λ_1	λ_2
单目标	0.519 8	0.665 6
双目标	0.408 5	0.513 6
三目标	0.025 4	0.893 8

第 2 组数据是从网站上获取的实测电压数据^[21]。实验模型是一个圆柱形的水槽进行的,槽的直径为 28 cm,将 16 个长 7 cm,宽 2.5 cm 的不锈钢制成的电极片均匀等距贴至圆形水槽内。实验选取了不同形状、位置、大小、电导率目标物体的测试数据,包括一个铁环,一个三角形塑料体,两个塑料体(圆形+三角形),两个塑料体(三角形+正方形)+一个铁环,其实物图像以及 3 种成像对比如图 5 所示。

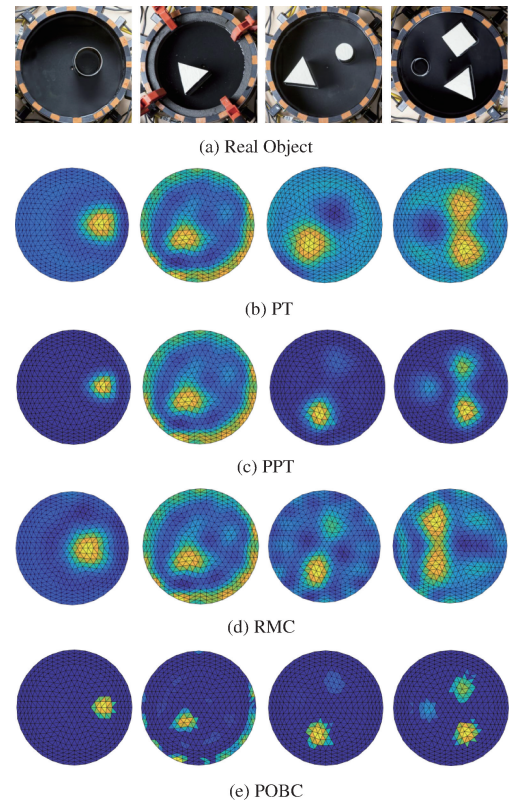


图 5 网站实测数据成像结果比较

由图 5 网络数据图像的重建结果对比可以发现,PT 与 PPT 算法在多个目标物体时,会出现目标物体粘连的情况,且伪影较多;RMC 算法的背景伪影较多,经过 POBC 算法处理后的图像,背景伪影消除很多,多个目标物体不会出现粘连的情况,且塑料体和铁环因阻抗值不同,成像颜色也有所区分,在有铁环的实验中,预测铁环的位置相对较准确,但还是有一定的伪影,还需进一步完善。其中网络数据图像的 POBC 算法优化后正则化参数如表 4 所示。

表 4 POBC 优化后的正则化参数(网络数据)		
成像目标物体	λ_1	λ_2
一个铁环	0.016 107	0.034 52
一个三角形塑料体	0.000 711	0.350 59
两个塑料体	0.754 14	0.762 38
三个塑料体	0.014 19	0.521 19

4 结论

本文提出了一种基于正则化参数优化和边界聚类的电阻抗成像研究方法。该方法将 Tikhonov 正则化算法和 TV 正则化算法相结合,通过粒子群算法对组合罚函数进行加权处理,确定最优正则化参数,采用牛顿迭代法迭代求解获得电导率;然后采用 Niblack 算法与边界聚类算法组合应用对组合算法求出的电导率做进一步处理。为了验证本文方法的成像效果,设计了仿真实验、实测实验以及网站实测数据进行对比,从定性和定量两个方面对比了 PT 算法、PPT 算法以及 POBC 算法的图像重建结果。实验结果均表明,POBC 方法的去除伪影的能力更强。因此,该方法是一种有效的电阻抗成像算法。

该方法在形状重建上效果并不理想,未来可以考虑将重建结果保存成图片形式,通过图像做进一步处理,另外也可以考虑在成像速率上进一步提高。

参考文献

- [1] 顾丹萍. 形状驱动的电阻抗成像方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2022.
- [2] 王静. 电阻抗成像的几种正则化方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.
- [3] HÖLLER P, SCHUSTER G, BONDERER R. Unsupervised vector quantization for robust lung state estimation in EIT image sequences[C]. IEEE 27th International Symposium on Computer Medical Systems, 2014: 493-494.
- [4] 黄嵩,张占龙,罗辞勇,等. 电阻抗静态成像中混合正则化算法抗噪性能的仿真研究[J]. 中国生物医学工程学报,2009,28(2):309-313.
- [5] 闫孝姮,林晓雪,吕秋皓,等. 基于 Homotopy-Tikhonov 算法的接地网电阻抗成像方法[J]. 电工技术学报,2022,37(9):2284-2294.
- [6] SUN B, YUE S, HAO Z, et al. Improved Tikhonov regularization method for lung cancer monitoring using electrical impedance tomography [J]. IEEE Journal of Sensors, 2019, 19(8):3049-3057.
- [7] 闫孝姮,吕秋皓,林晓雪,等. 基于 Tikhonov 和 TV 混合正则化的接地网电阻抗成像算法研究[J]. 仪器仪表学报,2021,42(11):160-171.
- [8] 张夏婉. 一种改进的加权频差电阻抗成像算法[J]. 信息技术与网络安全,2018,37(5):80-83.
- [9] 李倩. 均匀激励磁场磁感应成像的改进反投影算法[D]. 重庆:重庆大学,2012.
- [10] 陶峰. 基于全变差正则化的 PD-IPM 算法与对向驱动的等位线反投影算法的仿真对比研究[D]. 西安:第四军医大学,2011.
- [11] 罗辞勇. 基于快速牛顿一步误差重构的电阻抗成像算法和实验研究[D]. 重庆:重庆大学,2005.
- [12] 赵钱. 电磁层析成像技术中共轭梯度算法的研究[D]. 沈阳:沈阳师范大学,2022.
- [13] ACAR R, VOGEL C R. Analysis of bounded variation penalty methods for ill-posed problems [J]. Inverse Problems, 1994, 10:1217-1229.
- [14] 刘宸汁. 电阻抗成像技术中 Tikhonov 正则化方法应用与改进的研究[D]. 济南:山东大学,2019.
- [15] 李佳. 电阻抗层析成像的数据融合与正则化算法研究[D]. 天津:天津大学,2020.
- [16] WANG Z, YUE S, LI Q, et al. Unsupervised evaluation and optimization of electrical impedance tomography[J]. IEEE Journal of Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [17] 王桂芝,王广亮. 基于闭合曲线边界的聚类算法研究[J]. 河南科学,2013,31(9):1391-1395.
- [18] 丁登峰,周国鹏,张健权,等. 基于迭代思想的自适应 Niblack 算法改进[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(3):308-315.
- [19] 龙建武. 图像阈值分割关键技术研究[D]. 长春:吉林大学,2014.
- [20] 李佳. 电阻抗层析成像的数据融合与正则化算法研究[D]. 天津:天津大学,2020.
- [21] HAUPTMANN A, KOLEHMAINEN V, MACH N M, et al. Open 2D electrical impedance tomography data archive [J]. Physics, 2017, DOI: 0.48550/arXiv.1704.01178.

作者简介

王苏煜,硕士研究生,主要研究方向为触觉感知及电阻断层成像的算法优化。

E-mail:1656807745@qq.com

戎舟,副教授,主要研究方向为虚拟仪器及网络化测控技术等。

E-mail: rongz@njupt.edu.cn

袁晶晶,硕士研究生,主要研究方向为电阻抗成像。

E-mail:yjjddcfcf@163.com