文章编号:1674-2974(2025)08-0092-11 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb2025286

基于多机制动态搜索的电阻抗成像方法研究

施艳艳[1,2],崔严[1],王萌[1†],韩舒悦[1],刘镇琨[1]
(1. 河南师范大学 电子与电气工程学院,河南 新乡 453007;
2. 中国人民解放军第四军医大学 生物医学工程系,陕西 西安 710032)

摘 要:电阻抗成像(EIT)逆问题具有严重的非线性、病态性和不适定性,导致图像重建不准确.针对该问题,本文提出了一种基于多机制动态搜索(MDS)的电阻抗成像方法.首先,采用Tikhonov正则化方法获得目标区域原始电导率分布矩阵,并将其作为多机制动态搜索算法的输入信息;接着,在搜索空间中对候选解进行随机初始化,根据种群迁移和求偶行为对应的5种选择机制对电导率分布进行动态寻优,再采用目标函数计算每个个体的适应度,将适应度值最小的候选解视为最优解;然后,利用最优解对原始电导率分布进行补偿,获得最优电导率分布;最后,通过仿真和实验验证了该方法的成像效果.结果表明,本文所提方法具有最小的RMSE值,保持在0.15~0.4之间,最大的SSIM值,保持在0.55~0.85之间.与LBP、NR、Tikhonov正规化、TV和GA方法相比,本文所提方法成像质量最好,且在噪声影响下依然具有较好的性能,能够满足准确图像重建的要求.

关键词:电阻抗成像;图像重建;Tikhonov正则化;电导率分布;多机制动态搜索
中图分类号:TM152 **文献标志码**:A

Study on Electrical Impedance Tomography Method Based on Multi-mechanism Dynamic Search

SHI Yanyan[1,2], CUI Yan[1], WANG Meng[1†], HAN Shuyue[1], LIU Zhenkun[1]
(1. College of Electronic and Electrical Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China;
2. Faculty of Biomedical Engineering, Fourth Military Medical University, Xi'an 710032, China)

Abstract: The inverse problem of electrical impedance tomography (EIT) poses significant challenges due to its seriously non-linear, ill-posed and under-determined nature, which can lead to inaccurate image reconstructions. To address this issue, this paper proposes a novel EIT method based on a multi-mechanism dynamic search. First, the original conductivity distribution matrix of the target region obtained by Tikhonov regularization method is used as the input of the multi-mechanism dynamic search algorithm. Then, the candidate solutions are randomly initialized in the search space, and dynamic optimization of the conductivity distribution is

* **收稿日期**:2024-12-13
基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFC1200104), National Key Research and Development Program of China(2021YFC1200104); 河南省自然科学基金杰出青年基金项目(252300421012), Natural Science Foundation of Henan Province of China (252300421012); 国家自然科学基金资助项目 (52277234,52377230), National Natural Science Foundation of China(52277234,52377230); 河南省科技攻关项目(252102221001), Science and Technology Project of Henan Province of China(252102221001)
作者简介:施艳艳(1982—),女,山东莱芜人,河南师范大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail: wangmeng@htu.edu.cn

performed based on five selection mechanisms corresponding to population migration and mating behavior. The objective function is then used to calculate the fitness of each individual and the candidate solution with the smallest fitness value is regarded as the optimal solution. Subsequently, the optimal solution is used to compensate the original conductivity distribution, yielding the optimal conductivity distribution. Finally, the imaging quality of this method is verified through simulations and experiments. The results show that the proposed method achieves the lowest root mean square error (RMSE) value, ranging between 0.15 and 0.4, and the highest structural similarity index measure (SSIM) value, varying between 0.55 and 0.85. Compared with other methods, namely LBP, NR, Tikhonov regularization, TV and GA methods, the proposed method demonstrates superior image quality and maintains robust performance under the influence of noise, thereby meeting the requirements for accurate image reconstruction.

Key words: electrical impedance tomography (EIT); image reconstruction; Tikhonov regularization; conductivity distribution; multi-mechanism dynamic search

电阻抗成像(electrical impedance tomography, EIT)技术通过电流激励电压测量的方式获取被测物体内部电导率分布,具有安全、便携、低成本和快速响应等优点[1-2].该技术已被广泛应用于医学成像[3]、地球物理测量[4]和工业检测[5]等领域.

在EIT中,逆问题反演求解是获得测量区域电导率分布信息的关键环节.对于逆问题求解,国内外学者提出了线性反投影法(linear back projection, LBP)、牛顿-拉弗森法(Newton-Raphson, NR)和Tikhonov正则化法(Tikhonov regularization method, TR)[6-8]等多种方法.然而,EIT逆问题求解过程存在高度的非线性和严重病态性,导致重构图像空间分辨率偏低,且对噪声干扰较为敏感[9].针对以上问题,付荣等[10]提出基于堆栈式自编码器的图像重建方法,该方法能够大幅减少伪影,提高成像质量;王琦等[11]提出基于深度学习的电阻抗块稀疏图像重建方法,有效地提高了电阻抗成像的质量和效率;Zhang等[12]提出了一种基于密集注意网络的图像重建方法,实现了噪声干扰条件下肺部轮廓和病灶结构准确重建.上述图像重建方法虽然能提升重建图像的质量,但是在处理非凸和复杂的非线性问题时,存在计算复杂度高,参数调整过程烦琐,重建图像边缘细节不明显等问题.相比之下,元启发式算法源自对自然或社会现象、数学或物理概念的模仿,在处理非凸和高度非线性问题时具有显著优势,且具有无梯度、执行效率高、结构简单等特点[13].基于元启发式算法,Tavares等[14]采用带自适应邻域的模拟退火算法对EIT逆问题进行优化求解;Zhang等[15]采用遗传算法以求解EIT图像重建逆问题,可有效加快收敛速度,提高重建图像质量;Khan等[16]采用先进粒子群优化算法、引力搜索算法和混合引力搜索粒子群优化算法3种不同的优化算法实现了EIT图像重建,3种优化算法均能提高重建图像的精度.然而,上述元启发式图像重建方法虽然可获得较高质量的重建图像,但存在参数多、调整困难、容易陷入局部最优等问题.

针对现有图像重建方法存在的不足,本文提出一种基于多机制动态搜索(multi-mechanism dynamic search, MDS)算法的EIT逆问题求解方法.本文所提方法仅需设定种群大小、最大迭代次数、机制选择以及个体竞争参数这几个关键参数.在运行过程中,本文所提方法能够依据解空间内候选解的数量动态地对搜索策略和相关参数进行调整.这一特性使得本文所提方法操作简便、易于调整.并且本文所提方法融合了全局和局部搜索策略,通过构建探索和开发阶段的5种选择机制,拓展了算法的搜索范围,避免了传统算法中单一策略导致的局部最优问题.通过多机制动态搜索获得的电导率分布补偿信息,对Tikhonov正则化法得到的目标区域原始电导率进行优化,可显著提升图像重建质量.仿真和实验验证了该方法的优越性.

1　EIT的数学模型

图1为16电极EIT系统的测量原理图.将16个金属电极传感器均匀放置在敏感场边界处,测量方

法选择相邻激励相邻测量.

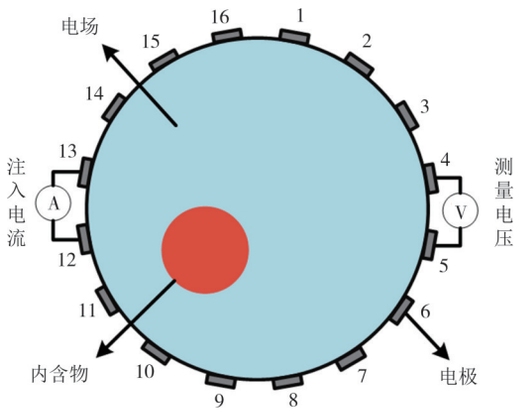


图 1 EIT 系统测量原理图

Fig.1 EIT system measurement principle diagram

EIT 成像的问题实质是正问题的电磁场分析和逆问题的反演求解[17].在已知注入电流和电导率分布的情况下,EIT 正问题的目标是计算边界电压[18-19].在正问题中,根据麦克斯韦方程组,内部电导率分布 σ 和电势分布 φ 的关系可推导为

$$\nabla \cdot \sigma(r)\nabla\varphi(r) = 0, \quad r \in \Omega \tag{1}$$

式中:∇ 为哈密顿算子;r 为空间位置;Ω 为敏感场.

$$\begin{cases} \sigma(r)\dfrac{\partial\varphi(r)}{\partial \boldsymbol{n}} = 0, & r \in \partial\Omega / \bigcup_{l=1}^{L} e_l \\ \displaystyle\int_{e_l} \sigma(r)\frac{\partial\varphi(r)}{\partial \boldsymbol{n}}\mathrm{d}S = I_l, & r \in e_l \\ \varphi(r) + z_l\sigma(r)\dfrac{\partial\varphi(r)}{\partial \boldsymbol{n}} = V_l \end{cases} \tag{2}$$

式中:l 为电极编号,$l = 1, 2, \cdots, L$,L 为电极个数;$\boldsymbol{n}$ 为 $\partial\Omega$ 上向外的法向量;e_l 为第 l 个金属电极;S 为敏感场的边界;I_l 为第 l 个金属电极上的激励电流;z_l 为敏感场边界与金属电极之间的接触阻抗;V_l 为第 l 个金属电极上的测量电压.

此外,为求唯一解,需满足电荷守恒条件和接地电位条件,分别为

$$\begin{cases} \displaystyle\sum_{l=1}^{L} I_l = 0 \\ \displaystyle\sum_{l=1}^{L} V_l = 0 \end{cases} \tag{3}$$

采用有限元法将被测区域离散为有限个三角形单元,并假设每个三角形单元具有恒定的电导率.边界电压变化 $\Delta\boldsymbol{U}$ 与电导率扰动 $\Delta\boldsymbol{\sigma}$ 呈线性相关,其线性方程可表示为

$$\Delta\boldsymbol{U} \approx \boldsymbol{J} \cdot \Delta\boldsymbol{\sigma} \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{J}$ 为雅可比矩阵.

由于电导率扰动变化较小,为了便于计算,将式(4)中的变量 $\Delta\boldsymbol{U}$ 和 $\Delta\boldsymbol{\sigma}$ 线性近似为 $\boldsymbol{b}$ 和 $\boldsymbol{g}$,改写后的方程为

$$\boldsymbol{b} \approx \boldsymbol{J} \cdot \boldsymbol{g} \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{b}$ 为边界电压变化;$\boldsymbol{g}$ 为电导率分布变化.

由式(5)可以看出,EIT 逆问题是由边界电压测量值估计电导率分布的过程.然而,由于 EIT 逆问题存在严重病态性,难以实现电导率分布精确重建.

2 图像重建策略

传统 Tikhonov 正则化法往往会产生过度平滑的图像,特别是在边缘和细节部分,导致图像分辨率降低,难以准确反映原始目标物体的形状和边界.为了解决这一问题,本文提出了一种基于多机制动态搜索的电阻抗成像方法以实现图像准确重建.该方法采用多机制动态搜索算法获得电导率分布补偿信息,优化由 Tikhonov 正则化计算的原始电导率分布,进而提高图像重建质量.

2.1 电导率分布补偿原理

Tikhonov 正则化法求解原始电导率分布的方程可表示为[20]

$$F(\boldsymbol{g}_0) = \frac{1}{2}\|\boldsymbol{J}\boldsymbol{g}_0 - \boldsymbol{b}\|_2^2 + \lambda\|\boldsymbol{I}_0\|\boldsymbol{g}_0\|_2^2 \tag{6}$$

式中:λ 为正则化参数;$\boldsymbol{I}_0$ 为单位矩阵;$\boldsymbol{g}_0$ 为原始电导率.

对应的解可表示为

$$\boldsymbol{g}_0 = (\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{J} + \lambda\boldsymbol{I}_0)^{-1}\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b} \tag{7}$$

基于多机制动态搜索算法的 EIT 图像重建目标函数可表示为

$$f(\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}) = \left\|\boldsymbol{b} - \boldsymbol{J}\left(\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right)\right\|_2^2 + \lambda\frac{\left\|\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right\|_1}{\left\|\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right\|_2^2} \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}$ 为算法每一次迭代更新中最具领导力的个体.当目标函数 $f\left(\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right)$ 取最小值时,可以获得电导率分布补偿信息 $\boldsymbol{g}_{\mathrm{c-best}}$.

数据拟合项 $\left\|\boldsymbol{b} - \boldsymbol{J}\left(\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right)\right\|_2^2$ 可通过最小化方法使补偿后的电导率分布数据尽可能贴近实际测量数据,以保证数据的准确性;正则化项 $\lambda\dfrac{\left\|\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right\|_1}{\left\|\boldsymbol{g}_0 + \boldsymbol{g}_{\mathrm{c}}\right\|_2^2}$ 利用 L1 范数突出主要电导率变化、抑制噪声,并通过自适应调整平衡效果,同时借助迭代中最具领导

力个体g_c引导优化.与其他启发式优化算法目标函数相比,本文所提方法的目标函数针对电导率数据补偿,结合数据保真与正则化策略,利用L1范数的稀疏性诱导特性,突出电导率分布中的显著变化区域.选择此构建方式,目的是提高电导率数据补偿精度,降低重建误差,增强抗噪鲁棒性,高效找到最优补偿信息,提升补偿效率与质量.

多机制动态搜索算法输入为原始电导率分布矩阵,算法运行结束后,将整个种群中最具领导力的个体$\boldsymbol{g}_{c-best}$视为最优解$\boldsymbol{X}_{c-best}$,即为电导率分布补偿信息.然后,利用电导率分布补偿信息对原始电导率进行优化,即可计算出最优电导率分布$\boldsymbol{g}_{best}$.

2.2　多机制动态搜索算法数学模型

多机制动态搜索算法是一种依据自然界大猩猩群体社会行为提出的元启发式算法,可采用具体的数学模型以充分解释探索和开发两个阶段[21].在探索阶段,种群个体有3种不同的选择机制:第一种机制是迁移到未知区域;第二种机制是迁移到其他种群;第三种机制是迁移到已知位置.种群个体在开发阶段有2种不同的选择机制:第一种是跟随最具领导力的个体;第二种是争夺成年雌性.在多机制动态搜索算法中,探索与开发之间的相互转换过程采用了不同的方式,其操作流程如图2所示.

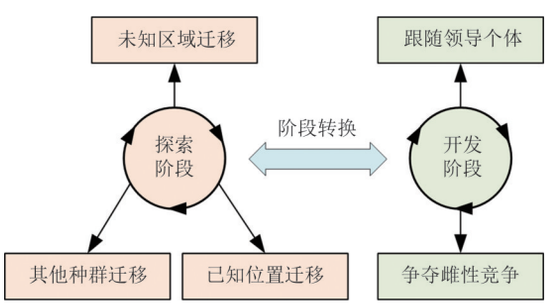


图2　多机制动态搜索算法的操作流程

Fig.2　Stages of multi-mechanism dynamic search

在多机制动态搜索算法的初始化过程中先设置相应的参数:种群数量N、最大迭代次数MaxIt、迁移阈值p、开发阈值W、个体竞争参数β.其中,p的取值范围为[0, 1].迁移阈值p决定个体向未知地点迁移的概率,较小的p值更有利于算法的局部开发.开发阈值W用于平衡算法的全局搜索和局部开发能力,适当增大W值可以提高解的精度.个体竞争参数β模拟求偶竞争暴力程度,可以选择较大的β值以加快算法的收敛速度.在搜索空间中随机初始化种群,其数学表达式可表示为

$$\boldsymbol{X}=\mathrm{rand}(n,d)\times(\boldsymbol{a}-\boldsymbol{c})+\boldsymbol{c} \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{a}$表示变量的上界,$\boldsymbol{a}=\{a_1,a_2,\cdots,a_d\}$,$d$代表决策变量的数量;$\boldsymbol{c}$表示变量的下界,$\boldsymbol{c}=\{c_1,c_2,\cdots,c_d\}$;$\mathrm{rand}(n,d)$生成一个$n\times d$的元素值在[0, 1]之间的随机矩阵,$n$代表种群规模.

故位置向量$\boldsymbol{X}$、候选位置向量$\boldsymbol{X}_g$的初始化可表示为

$$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_g=\begin{bmatrix}X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,d}\\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,d}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ X_{n,1} & X_{n,2} & \cdots & X_{n,d}\end{bmatrix} \tag{10}$$

根据输入矩阵和目标函数计算每个个体的适应度fit_n,对应的适应度值储存在**Fit**中,即

$$\mathbf{Fit}=\begin{bmatrix}\mathrm{fit}_1\\ \mathrm{fit}_2\\ \vdots\\ \mathrm{fit}_n\end{bmatrix} \tag{11}$$

模拟探索阶段使用3种机制,当rand < p时,选择迁移到未知区域的机制.当rand ⩾ p时,则继续判断rand是否小于0.5.当rand ⩾ 0.5时,选择迁移到其他种群的机制,当rand < 0.5时,则选择迁移到已知位置的机制.令$\boldsymbol{d}(t)=\boldsymbol{X}(t)-\boldsymbol{X}_g{}^r(t)$,则探索阶段数学表达式可表示为

$$\boldsymbol{X}_g(t+1)=\begin{cases}(\boldsymbol{a}-\boldsymbol{c})\times r_1+\boldsymbol{c}, & \mathrm{rand}<p\\ (r_2-P)\times\boldsymbol{X}^r(t)+R\times O, & \mathrm{rand}\geqslant 0.5\\ \boldsymbol{X}(t)-R\times(R+r_3)\times\boldsymbol{d}(t), & \mathrm{rand}<0.5\end{cases} \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{X}_g(t+1)$为第$t+1$次迭代的种群个体候选位置向量;$\boldsymbol{X}(t)$是种群个体当前位置向量;r_1、r_2、r_3和rand分别为每次迭代更新的从0到1的随机值;$\boldsymbol{X}^r$和$\boldsymbol{X}_g{}^r$分别是从整个种群以及候选解中随机选择的个体位置向量;r为从1到N的随机值;P是开发阶段机制选择控制参数;R是种群个体领导力值;O是个体迁移能量消耗值,可分别计算为

$$\begin{cases}P=Y\times\left(1-\dfrac{I_t}{\mathrm{Max}I_t}\right)\\ Y=\cos(2\times r_4)+1\end{cases} \tag{13}$$

$$R=P\times l \tag{14}$$

$$O=Z\times\boldsymbol{X}(t) \tag{15}$$

式中:I_t为当前迭代值;Y为控制参数P的余弦系数;cos表示余弦函数;r_4为每次迭代更新的[0, 1]范围内的随机值;l为[− 1, 1]范围内的随机值;Z是问题维度中范围为[− P, P]的随机值.

在探索阶段结束时,分别计算 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}$ 和 $\boldsymbol{X}$ 的适应度值.如果 $\mathrm{fit}\left(\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}(t)\right) < \mathrm{fit}\left(\boldsymbol{X}(t)\right)$,则 $\boldsymbol{X}(t)$ 的位置将被当前候选解 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}(t)$ 的位置替代.因此,在此阶段生成的最佳解决方案也被认为是 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{c-best}}$.图3为探索阶段的种群个体候选位置向量示例图.

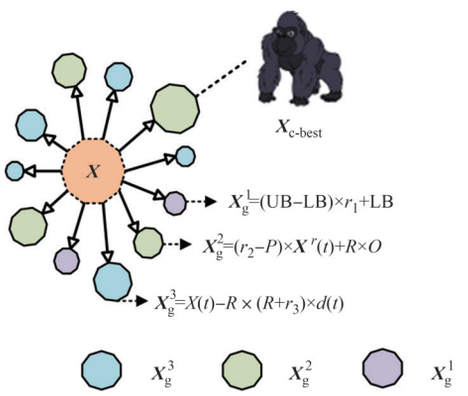


图3 探索阶段的种群个体候选位置向量示例图

Fig.3 Example diagram of individual location vectors in the exploration stage

在多机制动态搜索算法的开发阶段,模拟了种群个体的2种行为,这2种行为可通过参数 P 进行机制切换,当 $P \geqslant W$ 时,选择跟随最具领导力的个体机制,其数学表达式可表示为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}(t+1) = R \times M \times \left[\boldsymbol{X}(t) - \boldsymbol{X}_{\mathrm{c-best}}\right] + \boldsymbol{X}(t) \tag{16}$$

$$M = \left(\left|\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}{}^{i}(t)\right|^{v}\right)^{\frac{1}{v}} \tag{17}$$

$$v = 2^{R} \tag{18}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{\mathrm{c-best}}$ 为种群个体最佳位置向量;$\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}{}^{i}(t)$ 表示种群中每个个体在第 t 次迭代中的候选位置向量,$i = 1, 2, \cdots, N$;M 为种群中每个个体可用资源量;v 表示最具领导力个体对种群中其他个体的影响程度.图4为跟随最具领导力的个体候选位置向量示例图.

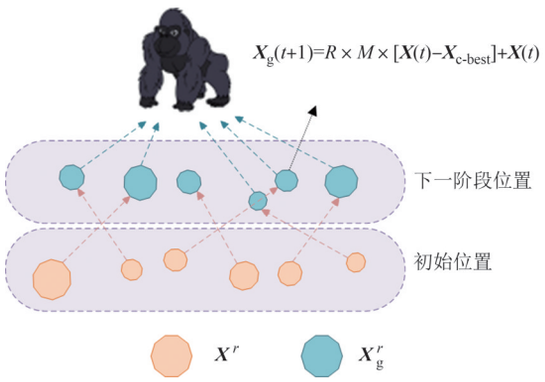


图4 跟随最具领导力的个体候选位置向量示例图

Fig.4 Vector diagram of the candidate position in the leadership

当 $P < W$ 时,选择竞争成年雌性机制,表示为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{g}}(t+1) = \boldsymbol{X}_{\mathrm{c-best}} - \left[\boldsymbol{X}_{\mathrm{c-best}} - \boldsymbol{X}(t)\right] \times Q \times U \tag{19}$$

$$Q = 2 \times r_5 - 1 \tag{20}$$

$$U = \beta \times K \tag{21}$$

$$K = \begin{cases} N_1, \ \mathrm{rand} \geqslant 0.5 \\ N_2, \ \mathrm{rand} < 0.5 \end{cases} \tag{22}$$

式中:Q 表示种群个体竞争程度;r_5 为[0, 1]范围内的随机值;U 为用来模拟竞争程度的系数;K 为暴力对解维数的影响.若 rand ⩾ 0.5,则 K 等于正态分布和问题维度中的随机值;若 rand < 0.5,则 K 等于正态分布中的随机值,rand也是0到1之间的随机值.图5为争夺成年雌性的总体矢量示例图.

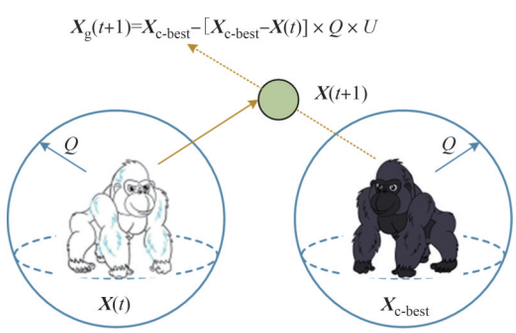


图5 争夺成年雌性的总体矢量示例图

Fig.5 Example of overall vectors for competing adult females

考虑到种群个体在寻找食物和迁移时群体生活在一起的特点,该算法在运行过程中不断扩大搜索范围,向最佳解决方案靠拢,有效避免了陷入局部最优.通过多机制动态搜索寻优获得电导率分布补偿信息对Tikhonov正则化计算的原始电导率分布进行优化,可以显著提高重建图像质量.

3 结果与讨论

3.1 多机制动态搜索算法参数设置

在EIT中,通常采用均方根误差(root mean square error,RMSE)和结构相似性指数[22](structural similarity imder measure,SSIM)指标对重建图像的质量进行评价.其中,RMSE用于衡量输出电导率与真实电导率之间的误差.RMSE越小,输出电导率与真实电导率之间的误差越小,其计算公式为

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m}\left(\tilde{\sigma}_i - \sigma_i\right)^2}{m}} \tag{23}$$

式中:m 表示电导率的个数;$\tilde{\sigma}$ 表示模型输出电导率分布的值;σ 表示真实电导率分布的值.

SSIM 通过比较图像的亮度、对比度和结构信息来评估两幅图像的相似性,取值范围在[0,1]之间.值越接近1,表示两组数据越相似,差异越小;值越接近0,表示差异越大.其计算公式为

$$\mathrm{SSIM}=\frac{4\cdot\bar{s}\cdot\bar{s^*}\cdot\mathrm{cov}(s,s^*)}{\left(\bar{s_i}^2+\bar{s_i^*}^2\right)\left(\sigma_s^2+\sigma_{s^*}^2\right)} \tag{24}$$

式中:$\bar{s}$ 和 $\bar{s^*}$ 表示真实电导率和计算电导率的均值;$\mathrm{cov}(s,s^*)$ 表示 s 和 s^* 的协方差;σ_s^2 和 $\sigma_{s^*}^2$ 表示 s 与 s^* 的方差系数.

由于不同的参数取值会影响算法在探索与开发过程中的行为,进而影响最终的图像重建结果,因此研究了不同参数(迁移阈值 p、开发阈值 W、个体竞争参数 β)组合下算法的 RMSE 和 SSIM 指标.为保证公平性,设置 N=50,MaxIt=10 保持不变,表 1 为不同参数组合对 RMSE/SSIM 影响的对比数据.

表 1　不同参数组合对 RMSE/SSIM 影响的对比数据

Tab.1　Comparative data on the effect of different parameter combinations on RMSE/SSIM

p	W	β	RMSE/SSIM	p	W	β	RMSE/SSIM	p	W	β	RMSE/SSIM
0.01	0.6	2	0.256/0.723	0.03	0.6	2	0.208/0.772	0.05	0.6	2	0.223/0.750
0.01	0.6	3	0.234/0.756	0.03	0.6	3	0.192/0.805	0.05	0.6	3	0.209/0.773
0.01	0.6	4	0.248/0.735	0.03	0.6	4	0.201/0.786	0.05	0.6	4	0.217/0.761
0.01	0.8	2	0.221/0.768	0.03	0.8	2	0.185/0.821	0.05	0.8	2	0.201/0.784
0.01	0.8	3	0.205/0.792	0.03	0.8	3	0.172/0.843	0.05	0.8	3	0.188/0.808
0.01	0.8	4	0.218/0.775	0.03	0.8	4	0.180/0.830	0.05	0.8	4	0.196/0.795
0.01	1	2	0.230/0.742	0.03	1	2	0.195/0.798	0.05	1	2	0.212/0.769
0.01	1	3	0.212/0.778	0.03	1	3	0.180/0.825	0.05	1	3	0.199/0.792
0.01	1	4	0.225/0.759	0.03	1	4	0.190/0.810	0.05	1	4	0.207/0.778

从表 1 中可以看出,当 p=0.03,W=0.8,β=3 时,本文所提方法在 RMSE 和 SSIM 指标上都取得了较好的结果.在这个参数组合下,算法能够在保证一定全局搜索能力的同时,有效地进行局部开发,从而找到更优的解.与其他参数组合相比,该参数组合下的 RMSE 值最小,SSIM 值最大,说明算法在解的精度和与真实解的相似性方面表现最佳.

3.2　仿真模拟

利用 COMSOL Multiphysics 软件对 EIT 的正问题进行模拟分析.构造了一个 16 电极均匀分布的圆形区域,其半径为 14 cm.通过在圆形区域放置不同数量或不同形状的内含物,建立如图 6 所示的 9 个模型.在模型 A~C 中,考虑半径为 3 cm 的圆形内含物,每个模型中内含物的位置和数量不同.模型 D 是由两个同心圆构成的环状内含物,内圆半径为 8 cm,外圆半径为 10 cm.模型 E 是基于模型 D 构造的“C”字型内含物.模型 F 包含一个长轴为 6 cm,短轴为 4 cm 的椭圆形内含物.模型 G 则结合了一个长轴为 6 cm,短轴为 4 cm 的椭圆形内含物和一个半径为 3 cm 的圆形内含物.模型 H 和模型 I 中分别包含正方形内含物和三角形内含物.仿真模拟中,圆形区域和内含物电导率分别设为 0.3 S/m 和 0.6 S/m.采用相邻测量相邻激励的方法,励磁电流设为 2 mA.

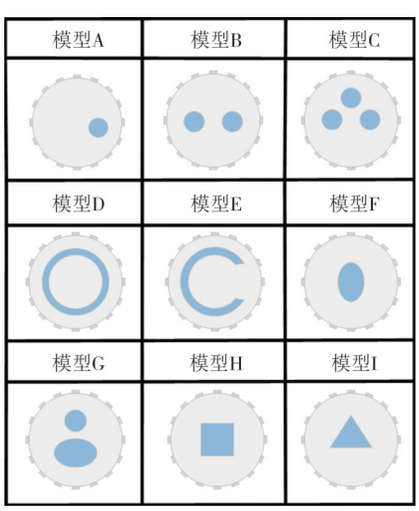


图 6　9 种不同的图像重建模型

Fig.6　Nine different models for image reconstruction

根据得到的边界电压数据求解逆问题,实现 EIT 图像重建.为了验证本文所提方法的图像重建性能,将 LBP 法、NR[23]法、Tikhonov 正则化[24]法、总变分正则化[25](total variation regularization,TV)法和遗传算法[26](genetic algorithm,GA)重建的图像与所提出的多机制动态搜索(MDS)算法重建的图像进行比较.

图7给出了9个模型的图像重建结果.由图7可知,在6种方法中,LBP法重建的图像质量最差,重建的内含物尺寸明显大于真实尺寸,内含物的尖锐边界被过度平滑,且当内含物彼此相邻放置时,由于彼此之间的相互影响,边界的识别变得尤为困难.相比之下,使用NR法和Tikhonov正则化法重建的图像更接近被测区域的真实物体.然而,重建图像的边界仍然模糊并且在重建图像中观察到明显的伪影.TV法重建的图像有效保留了图像的边缘和细节信息,但对于复杂的模型其成像效果较差.GA法重建的图像边缘信息保留得更好,且对于复杂模型的图像重建也有很好的表现.然而其重建内含物尺寸偏小,重建结果稳定性较差.与其他5种方法相比,所提多机制动态搜索算法重建的图像有效去除了背景伪影,提高了重建精度,图像保持了内含物的尖锐边界,成像质量也较为稳定.因此,本文所提方法的图像重建性能最好.

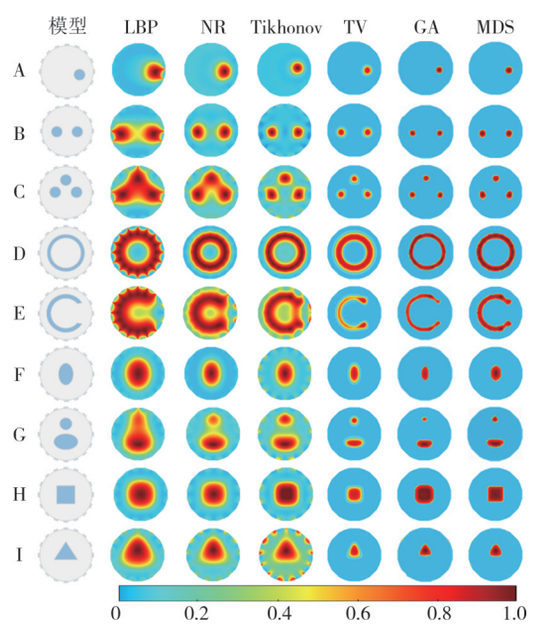


图7 9种不同模型的重建图像

Fig.7 Reconstructed images of nine different models

为了客观衡量本文所提方法的可靠性,采用RMSE以及SSIM对重建图像的质量进行评估.无噪声条件下重建图像的定量评估如图8所示.从图8中可以看出,本文所提方法的RMSE值保持在0.1~0.3之间,说明重建的电导率与原始电导率之间的误差较小;本文所提方法的SSIM值明显高于其他5种算法,表明重建的电导率分布与实际电导率分布具有较高的相似性.与其他5种方法相比,本文所提方法的图像重建性能更好.

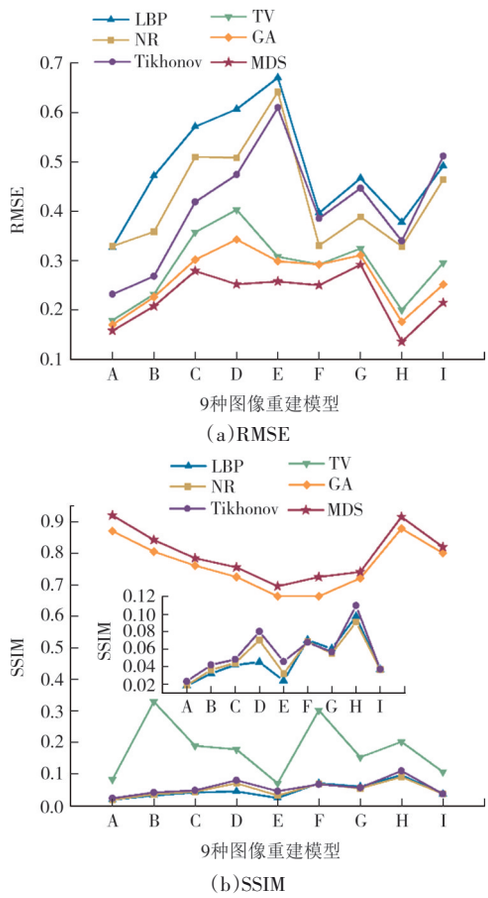


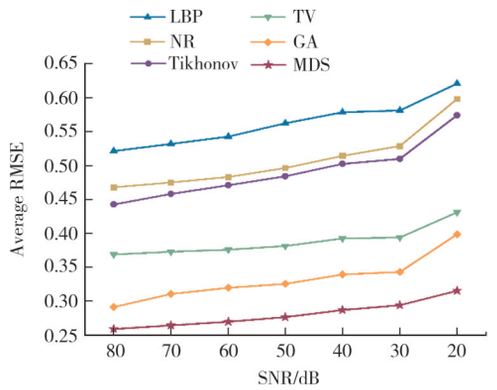
图8 无噪声条件下重建图像的定量评估

Fig.8 Quantitative evaluation of reconstructed images under noise-free conditions

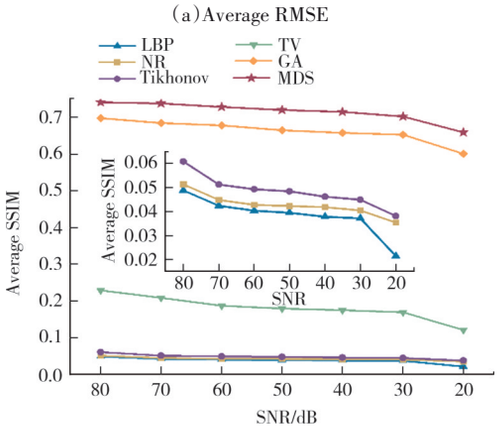
EIT图像重建过程容易受噪声的影响[27].将测量中的噪声建模为高斯白噪声,研究算法对高斯白噪声的响应特性.图9比较了不同噪声影响下6种重建方法的性能.

从图9中可以看出,随着噪声水平的逐渐增加,本文所提方法平均RMSE和SSIM是6种方法中最好的.当信噪比(SNR)高于30 dB时,这两个评估参数变化较小.虽然当信噪比低于30 dB时,本文所提方法性能略有下降,但仍优于其他5种方法.定量评估表明,本文所提方法在噪声干扰下具有出色的性能.

为了直观地验证算法的鲁棒性,对比30 dB噪声条件下6种方法重建图像的质量.图10中为信噪比30 dB情况下6种重建方法的重建图像.从图10中可以看出,LBP法、NR法和Tikhonov正则化法重建图像受噪声干扰发生畸变,且背景中仍存在较多伪影.TV法和GA法受噪声影响较小,但重建图像也发生了一定程度的畸变.而本文所提方法尽管受到噪声干扰,但仍能分辨出内含物的大小和形状,且背景中基本不存在伪影.



(a)Average RMSE



(b)Average SSIM

图 9　不同信噪比条件下 6 种方法的 RMSE 和 SSIM 值对比

Fig.9　Comparison of RMSE and SSIM values of six methods under the influence of different SNR

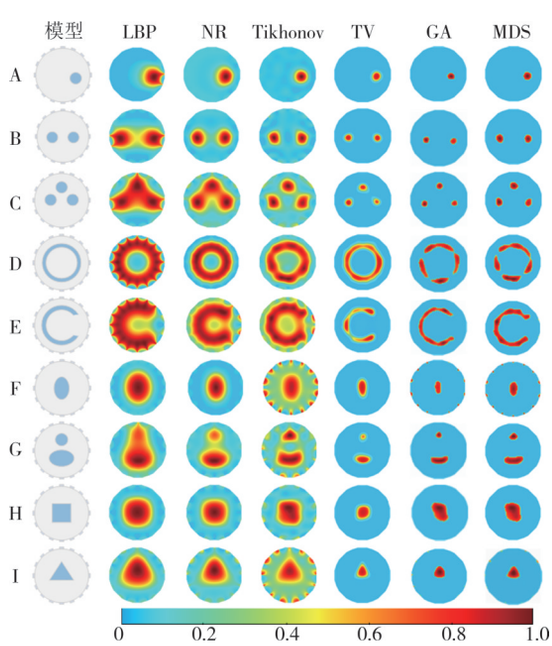
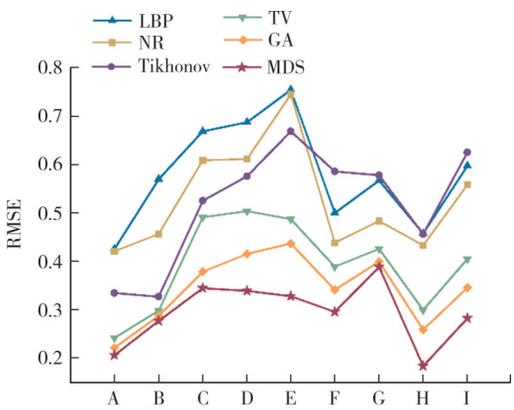


图 10　信噪比 30 dB 条件下 9 种模型的重建图像

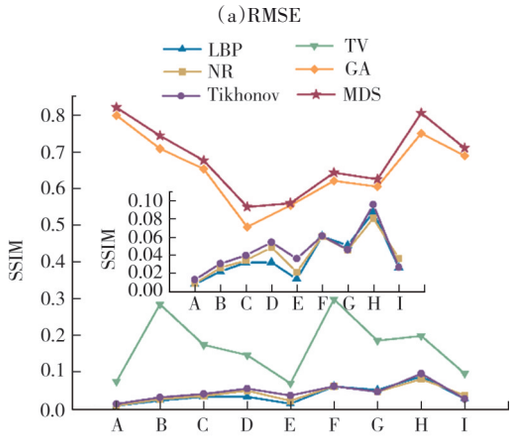
Fig. 10　Reconstructed images of nine models at SNR of 30 dB

在信噪比 30 dB 条件下,各方法重建图像的 RMSE 和 SSIM 值对比如图 11 所示.

图 11 中,LBP、NR、Tikhonov 和 TV 四种方法重建图像的 RMSE 值在 0.2~0.75 之间,SSIM 值在 0~0.3 之间.GA 法重建图像的 RMSE 值在 0.2~0.4 之间,SSIM 值在 0.45~0.8 之间.本文所提方法重建图像的 RMSE 值保持在 0.15~0.4 之间,SSIM 值保持在 0.55~0.85 之间.结果表明,在 30 dB 信噪比条件下,本文所提方法始终表现出最小的 RMSE 值和最大的 SSIM 值,表明其在噪声干扰下具有更好的鲁棒性.



(a)RMSE



(b)SSIM

图 11　信噪比 30 dB 条件下重建图像的定量评估

Fig.11　Quantitative evaluation of reconstructed images at SNR of 30 dB

3.3　实验验证

为进一步验证本文所提方法性能,采用电阻抗成像系统开展了物理模型实验研究.实验计算机的处理器型号为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900K,采用 Windows 11 系统,在 MATLAB R2022a 上运行本文所提方法.16 电极均匀分布在内径为 12.5 cm、高为 3 cm 的圆形槽内壁,槽内背景溶液为电导率 0.07 S/m 的盐水.在槽内分别放置不同数量和位置的金属棒,其中实验模型 Exp1 中放置一根金属棒,实验模型 Exp2 中放置两根金属棒,实验模型

Exp3中放置三根金属棒.实验模型Exp4中放置一个塑料正方体.值得注意的是,实验模型Exp3中,三根圆柱形金属棒相邻放置于圆柱形槽中,导致每个内含物的边界识别较为困难.

图12中对比了不同算法对4种典型模型的重建图像.从图12可以看出,LBP法、NR法和Tikhonov正则化法所成图像均存在明显伪影,重建图像畸变造成内含物真实形状难以识别,且由于Exp3中三个内含物间相互影响,进一步恶化重建效果,导致成像效果不佳.TV法重建图像中伪影较少,能够识别出内含物的真实形状,但在内含物形状复杂情况下成像质量较差.GA法重建图像中背景干净整洁,内含物轮廓清晰.然而其对于内含物的锐利边缘重建效果不明显.相比之下,本文所提方法能够准确重建内含物大小和位置,内含物边界清晰,背景伪影得到良好抑制,重建图像质量显著提升.需要说明的是,由于测量误差以及边界效应影响,实验中金属圆棒成像轮廓近似椭圆形,而非标准的圆形.

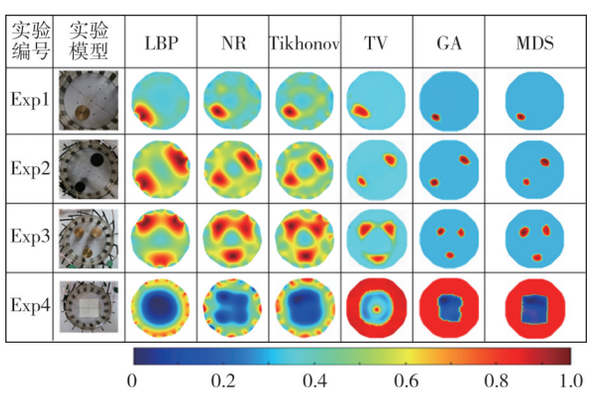


图12 基于实验数据的4种典型模型重建图像

Fig.12 Reconstructed images of four phantom models with experimental data

在成像质量定量分析中,由于RMSE值和SSIM值的计算需要测量金属棒摆放的具体位置,为避免测量误差,通过计算模糊半径(blur radius, BR)对实验验证过程中重建的图像进行定量评价[28].BR值被认为是估计空间分辨率的有效准则,其公式如下:

$$\mathrm{BR}=\sqrt{\frac{A_{\mathrm{d}}}{A_0}} \tag{25}$$

式中:A_{d}为目标面积;A_0为整个被测区域面积.

图13为不同图像重建方法下的BR值对比.可以看出,LBP法、NR法、Tikhonov正则化法、TV法和GA法的BR值均大于本文所提方法.重建图像和定量估计结果表明,本文所提方法的电导率分布图像重建性能明显优于其他5种方法.

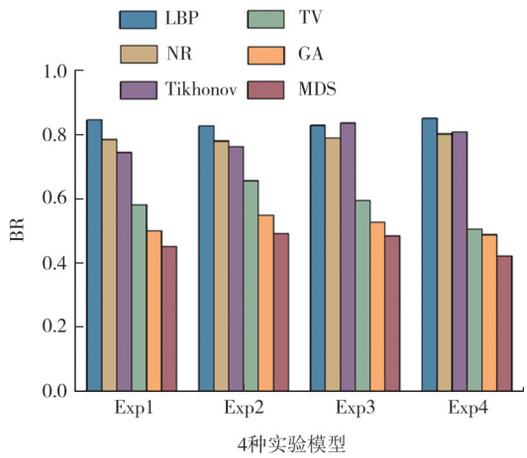


图13 不同图像重建方法下的BR值对比

Fig.13 Comparison of BR values with different image reconstruction methods

在EIT图像重建中,计算时间也是衡量算法性能的关键指标.为评估法所提方法在实际应用中的可行性,对LBP法、NR法、Tikhonov正则化法、TV法、GA法及本文所提方法的单次迭代耗时(T_{a})和总收敛时间(T_{total})进行比较,结果如表2所示.从表2中可以看出,LBP法、Tikhonov法和TV法因无需迭代,计算耗时较短.NR方法迭代操作简单,在计算耗时方面也相对较短.但这4种方法重建图像的精度不高.而本文所提方法融合了全局和局部搜索策略,迭代时通过精细的搜索机制深入剖析电导率分布数据特征,虽增加了单次迭代耗时及总收敛时间,但显著提升了重建精度,重建图像在细节还原和边缘清晰度上更具优势.与GA法相比,本文所提方法总收敛时间更短,说明其在图像重建精度与计算效率间实现了更好的平衡.

表2 6种方法计算时间的比较

Tab.2 Comparison of six methods of calculating time

计算时间/s	LBP	NR	Tikhonov	TV	GA	MDS
T_{a}	—	0.268	—	—	1.068	0.624
T_{total}	1.27	1.34	1.49	3.92	10.68	6.24

4 结 论

为了准确重建被测目标区域电导率分布,本文提出了一种基于多机制动态搜索的电阻抗成像方法.在EIT数学模型分析基础上,通过Tikhonov正则

化法得到目标区域原始电导率分布信息,并基于该分布信息建立多机制动态搜索算法的目标函数;随机初始化解空间中候选解的位置,根据种群迁移和求偶行为对应的5种选择机制对电导率分布进行动态寻优,得到电导率补偿矩阵;将电导率补偿矩阵加入原始电导率矩阵中对其进行修正.仿真和实验结果表明,与LBP法、NR法、Tikhonov正则化法、TV法和GA法相比,本文所提方法的RMSE值最小,保持在0.15~0.4之间,且SSIM值最大,即重建的电导率分布与实际电导率分布具有较高的相似性,图像重建精度最高,且在噪声干扰下具有更好的鲁棒性.

参考文献

[1] KE X Y, HOU W, HUANG Q, et al. Advances in electrical impedance tomography-based brain imaging [J]. Military Medical Research, 2022, 9(1): 10.

[2] 李颖, 马重蕾, 赵营鸽, 等. 基于DREAM_ZS算法的EIT电阻率反演方法研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(2): 93-103.
LI Y, MA C L, ZHAO Y G, et al. Research on EIT Conductivity Inversion Method Based on DREAM_ZS Algorithm[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2024, 51(2): 93-103. (in Chinese)

[3] 宋振忠, 李建平, 温建明, 等. 基于Hadamard product优化多层神经网络的胸部电阻抗成像研究 [J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41(3): 439-446.
SONG Z Z, LI J P, WEN J M, et al. Research of electrical impedance tomography based on multilayer artificial neural network optimized by Hadamard product for human-chest models [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2024, 41(3): 439-446. (in Chinese)

[4] KLOSOWSKI G, RYMARCZYK T. Monitoring of flood embankments through EIT machine ensemble learning [J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2022, 69: 211-220.

[5] YU H, ZHANG Z X, GAO Y, et al. Multiscale voltage reconstruction with attention-based network for volume fraction prediction of industrial oil-water two-phase flow by EIT [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 4503409.

[6] SUN B Y, YUE S H, CUI Z Q, et al. A new linear back projection algorithm to electrical tomography based on measuring data decomposition [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(12): 125402.

[7] NAZEER W, NASEEM A, KANG S M. Generalized Newton Raphson's method free from second derivative [J]. Journal of Nonlinear Sciences and Applications, 2016, 9(5): 2823-2831.

[8] REZGHI M, HOSSEINI S M. A new variant of L-curve for Tikhonov regularization [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2009, 231(2): 914-924.

[9] AMMAIAPPAN S, LIANG G H, TAN C, et al. A priority-based adaptive firefly optimized Conv-BISTM algorithm for electrical resistance image reconstruction [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(1): 624-634

[10] 付荣, 张新宇, 王子辰, 等. 一种自编码器重构肺部电阻抗图像的方法研究 [J]. 生命科学仪器, 2021, 19(1): 93-98.
FU R, ZHANG X Y, WANG Z C, et al. An approach research of SAE for lung EIT reconstruction [J]. Life Science Instruments, 2021, 19(1): 93-98. (in Chinese)

[11] 王琦, 杨雨晗, 李秀艳, 等. 基于DK-SVD的深度学习电阻抗块稀疏成像方法研究 [J]. 计量学报, 2024, 45(9): 1370-1377.
WANG Q, YANG Y H, LI X Y, et al. Study on the electrical impedance block sparse imaging method of deep learning based on DK-SVD [J]. Acta Metrologica Sinica, 2024, 45(9): 1370-1377. (in Chinese)

[12] ZHANG H Y, WANG Q, LI N. DA-Net: a dense attention reconstruction network for lung electrical impedance tomography (EIT) [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 22107-22115.

[13] 潘科, 张伟, 王亚刚. 特种部队算法:一种新的元启发式算法 [J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2497-2504.
PAN K, ZHANG W, WANG Y G. Special forces algorithm: a new meta-heuristic algorithm [J]. Control and Decision, 2022, 37(10): 2497-2504. (In Chinese)

[14] TAVARES R S, SATO A K, MARTINS T C, et al. GPU acceleration of absolute EIT image reconstruction using simulated annealing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 52: 445-455.

[15] ZHANG Y J, CHEN H J, YANG L, et al. A proportional genetic algorithm for image reconstruction of static electrical impedance tomography [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(24): 15026-15033.

[16] KHAN T A, LING S H, RIZVI A A. Optimization of electrical impedance tomography image reconstruction error using heuristic algorithms [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56: 15079-15099.

[17] 刘阳, 吴占雄, 朱善安, 等. 各向异性头部组织感应电流磁共振电阻抗成像 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45(1): 168-172.

LIU Y, WU Z X, ZHU S A, et al. Induced current magnetic resonance electrical impedance tomography for anisotropic brain tissues [J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2011, 45(01): 168-172. (in Chinese)

[18] WANG Q, WANG H X, CUI Z Q, et al. Reconstruction of electrical impedance tomography (EIT) images based on the expectation maximum (EM) method [J]. ISA Transactions, 2012, 51(6): 808-820.

[19] LIU S H, WU H C, HUANG Y M, et al. Accelerated structure-aware sparse Bayesian learning for tree-dimensional electrical impedance tomography [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(9): 5033-5041.

[20] 李英, 黄志尧, 冀海峰, 等. 两相流参数测量ERT图像重建算法的研究 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2003, 37(4): 6-9.
LI Y, HUANG Z Y, JI H F, et al. Study on image reconstruction algorithms of electrical resistance tomography for two-phase flow measurement [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2003, 37(4): 6-9. (in Chinese)

[21] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. Artificial gorilla troops optimizer: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(10): 887-958.

[22] YANG D, LI S J, ZHAO Y Y, et al. An EIT image reconstruction method based on DenseNet with multi-scale convolution [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(4): 7633-7660.

[23] 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): 91-97,154.
XIAO L Q, WANG H X, XU X J. Improved Newton-Raphson algorithm for electrical resistance tomography image reconstruction [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(8): 91-97, 154. (in Chinese)

[24] 陈民铀, 黄薏宸, 李冰, 等. 电阻抗成像正则化参数的优化方法 [J].重庆大学学报, 2014, 37(1):61-67.
CHEN M Y, HUANG Y C, LI B, et al. Optimization of regularization parameters for electrical impedance tomography [J]. Journal of Chongqing University, 2014, 37(1): 61-67. (in Chinese)

[25] GONZALEZ G, KOLEHMAINEN V, SEPPANEN A. Isotropic and anisotropic total variation regularization in electrical impedance tomography [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2017, 74(3): 564-576. (in Chinese)

[26] 肖理庆, 邵晓根, 李子龙, 等. 基于遗传算法的组合ERT图像重建算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2):305-311.
XIAO L Q, SHAO X G, LI Z L, et al. Research on a hybrid ERT image reconstruction algorithm based on GA [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(2): 305-311. (in Chinese)

[27] MASON K, MAURINO-ALPEROVICH F, HOLDER D, et al. Noise-based correction for electrical impedance tomography [J]. Physiological Measurement, 2024, 45(6): 065002.

[28] JEONG T, KIM Y, LEE C. No-reference image-quality metric based on blur radius and visual blockiness [J]. Optical Engineering, 2010, 49(4): 04500