

# 基于原子轨道搜索算法的电阻层析成像图像重建

王萌, 韩舒悦, 施艳艳, 崔严, 刘镇琨, 吴雪冰

(河南师范大学 光电工程学院, 河南 新乡 453007)

**摘要:** 由于电阻层析成像逆问题存在病态性和非线性特征, 重建图像质量较低. 为此, 提出了一种基于原子轨道搜索算法(AOS)的电阻层析成像图像重建方法. 首先, 将原始电导率分布作为 AOS 算法的输入, 并随机初始化搜索空间中的候选解位置; 其次, 将搜索空间划分为若干假想层, 再利用概率密度函数确定候选解分布位置, 并基于光子、粒子或磁场的相互作用对电子位置进行迭代调整, 使整个系统能量最低; 接着, 对各假想层内的候选解进行比较, 选取目标函数值最小的解作为整个搜索空间的最优解, 即电导率分布修正信息, 采用该修正信息对原始电导率分布进行修正得到优化后的重建图像; 最后, 通过仿真和实验验证了所提方法的有效性, 并对噪声条件下的图像重建质量进行了评估.

**关键词:** 电阻层析成像; 电导率分布; 图像重建; 原子轨道搜索优化

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-2367(2026)03-0101-07

电阻层析成像(electrical resistance tomography, ERT)技术具有低成本、快速响应、非侵入和非辐射等特点, 被广泛用于医学成像<sup>[1-2]</sup>、两相流检测<sup>[3-4]</sup>、工程探测<sup>[5]</sup>和特殊材料检测<sup>[6]</sup>等领域. 该技术通过逆问题求解可获得目标区域的电导率分布重建图像, 实现对检测对象内部复杂介质分布状态的实时监测<sup>[7]</sup>.

目前, 针对 ERT 图像重建的逆问题求解, 国内外学者提出了多种逆问题求解方法, 如线性反投影(linear back projection, LBP)<sup>[8]</sup>、牛顿拉夫逊(Newton-Raphson, NR)<sup>[9]</sup>、Tikhonov 正则化<sup>[10]</sup>等. 然而, 由于 ERT 图像重建逆问题求解过程呈现高度病态性和非线性特征, 以上方法重建精度不高且对噪声干扰较为敏感, 难以获得理想的图像质量. 为解决以上问题, 文献[11]提出了一种基于卷积注意力机制的 U 型深度成像方法, 该算法具有良好的鲁棒性和泛化能力, 相较于传统的单一卷积结构, 集成 Transformer 结构提供了更精准的 EIT 图像重建效果; 文献[12]提出一种基于噪声聚类应用密度空间聚类和自适应交替乘数法算法的图像重建方法, 能够在噪声条件下获得更准确的重建图像, 具有较好的抗噪性能. 然而, 以上图像重建优化算法在实际应用中存在计算复杂度高、参数敏感、易受噪声干扰、对测量对象形状适应性差等问题, 难以满足实际应用的需. 为克服现有优化算法的不足, 国内外学者将元启发式算法应用于逆问题求解以提高图像重建质量<sup>[13-15]</sup>. 元启发式算法通过模拟自然现象或生物行为实现优化问题求解, 具有通用性、全局搜索能力、鲁棒性和易实现性等优点, 在提高 ERT 图像重建质量方面展现出显著优势<sup>[16]</sup>. 文献[17]提出了基于灰狼优化元启发式算法的图像重建方法, 对物体内部断层扫描图像进行高效获取, 实现物体内部腐蚀程度的高速、高精度检测; 文献[18]提出了一种基于改进金枪鱼群优化的新型图像重建方法, 该方法将改进的金枪鱼群优化方

**收稿日期:** 2024-12-03; **修回日期:** 2025-01-24.

**基金项目:** 国家自然科学基金(52277234); 河南省科技攻关项目(252102221001); 河南省自然科学基金(252300421012).

**作者简介:** 王萌(1980—), 男, 河南新乡人, 河南师范大学教授, 博士, 研究方向为两相流在线检测技术, E-mail: wangmeng@htu.edu.cn.

**通信作者:** 施艳艳(1982—), 女, 山东莱芜人, 河南师范大学教授, 博士生导师, 研究方向为两相流在线检测技术, E-mail: yyshil13@hotmail.com.

**引用本文:** 王萌, 韩舒悦, 施艳艳, 等. 基于原子轨道搜索算法的电阻层析成像图像重建[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2026, 54(3): 101-107. (Wang Meng, Han Shuyue, Shi Yanyan, et al. Image reconstruction for electrical resistance tomography based on atomic orbital search algorithm[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026, 54(3): 101-107. DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.12.03.0001.)

法与传统的 Tikhonov 正则化方法相结合,以解决 EIT 中的病态逆问题,进而提高图像重建质量;文献[19]提出了一种比例遗传算法来解决电阻断层扫描图像重建的逆问题,该方法将遗传算法与比率目标函数相结合,提高了收敛速度和成像精度.然而,以上元启发式算法易陷入局部最优解,且求解结果对初始值选取具有显著依赖性.近年来,原子轨道搜索算法(atomic orbital search, AOS)作为一种新兴的元启发式算法,在众多领域受到了广泛关注<sup>[20-22]</sup>.AOS 算法通过分层搜索策略模拟电子运动,全面探索解空间,避免陷入局部最优,克服了传统方法在解决高度病态和非线性逆问题时的精度不足.该算法具有较强的寻优能力,且只需设定原子核最大层数和截止条件 2 个参数即可求解优化问题的全局最优解,对算法初始值的依赖程度较低,从而减少噪声等因素对求解结果的影响,克服了传统方法对噪声敏感的缺点.

鉴于此,本文提出了一种基于原子轨道搜索算法的电阻层析成像图像重建方法.首先,对 ERT 的基本原理进行了分析;其次,在分析 AOS 算法原理的基础上,阐明了基于 AOS 算法的 ERT 图像重建逆问题求解过程,即在整个搜索空间内采用分层搜索策略进行寻优以获得最优的电导率分布修正信息;然后,采用电导率分布修正信息对原始电导率分布进行优化,从而得到优化后的电导率分布重建图像.通过仿真和实验对比分析,验证了所提方法的有效性和优越性.

## 1 ERT 的相关原理

ERT 系统主要由 3 个部分组成:传感单元、信号激励和数据采集单元以及图像重建单元.在检测区域的边界周围,等距安装了 16 个电极.激励电流被依次注入 16 对相邻的电极中,进而建立灵敏场,从其余非激励的相邻电极对测量边界电压,总共可以获得 208 个电压数据.ERT 的测量原理如附录图 S1 所示.

在已知注入电流和电导率分布的情况下,电位分布  $\varphi(\mathbf{r})$  和电导率分布  $\sigma(\mathbf{r})$  之间的关系为  $\nabla[\sigma(\mathbf{r})\nabla\varphi(\mathbf{r})]=0, \mathbf{r} \in \Omega$ , 式中,  $\mathbf{r}$  表示空间位置;  $\Omega$  表示测量区域;  $\nabla$  为梯度算子.边界条件为

$$\begin{cases} \int_{E^+} \sigma(\mathbf{r}) \frac{\partial \varphi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} ds = I_l, l = 1, \dots, L, \\ \int_{E^-} \sigma(\mathbf{r}) \frac{\partial \varphi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} ds = -I_l, l = 1, \dots, L, \\ \sigma(\mathbf{r}) \frac{\partial \varphi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}} = 0, \mathbf{r} \in \partial\Omega / \bigcup_{l=1}^L \partial\Omega, \end{cases}$$

式中,  $\mathbf{n}$  表示电场边界上的向外法向量;  $ds$  敏感场边界上的面积微元;  $L$  表示电极总数;  $I_l$  表示第  $l$  个电极上的激励电流;  $\frac{\partial \varphi(\mathbf{r})}{\partial \mathbf{n}}$  表示沿法向量  $\mathbf{n}$  的电位梯度;  $\partial\Omega$  表示电极所附着的测量区域的边界;  $E^+$  为电极表面的电流流入端;  $E^-$  为电极表面的电流流出端.

此外,ERT 测量系统应满足电流守恒和接地电位条件,即  $\sum_{l=1}^L I_l = 0, \sum_{l=1}^L \varphi_l = 0, \varphi_l$  为第  $l$  个电极上的电势.

为了获得近似解,通常使用有限元法,将测量区域划分为大量单元.对于电导率分布  $\Delta\sigma$  的微小变化,边界电压  $\Delta U$  的变化

$$\Delta U \approx \mathbf{J} \cdot \Delta\sigma(\mathbf{r}), \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{J}$  是雅可比矩阵.

根据 Geselowitz 灵敏度定理,雅可比矩阵表示为  $J_{u,v} = -\int_{\Omega} \frac{\nabla \varphi_u}{I_u} \frac{\nabla \varphi_v}{I_v} d\Omega$ , 式中,  $J_{u,v}$  表示激励电极对为  $u$  和测量电极对为  $v$  时,测量区域  $\Omega$  的灵敏度系数;  $u$  为激励电极对个数;  $v$  为测量电极对个数;  $\varphi_u$  表示激励电流  $I_u$  从第  $u$  个电极对注入后产生的电势;  $\varphi_v$  表示激励电流  $I_v$  从第  $v$  个电极对注入后产生的电势.

将式(1)简写为  $\mathbf{b} \approx \mathbf{J} \cdot \mathbf{g}$ , 式中,  $\mathbf{b}$  是边界电压矩阵,  $\mathbf{J}$  是灵敏度系数矩阵,  $\mathbf{g}$  是电导率分布矩阵.

ERT 逆问题的求解实质上是利用已知的激励测量模式和边界电压测量数据,求解出电导率的详细分布特性.具体而言,该过程旨在通过给定的边界电压矩阵和灵敏度系数矩阵以反演计算电导率分布的矩阵.

## 2 基于原子轨道搜索算法的 ERT 图像重建方法

为有效识别内含物在敏感场内的分布情况,同时保持内含物的光滑特征与尖锐特征,并避免背景中出现伪影,本文提出了一种基于原子轨道搜索的电阻层析成像图像重建方法.该方法在整个搜索空间内采用分层搜索策略进行寻优以获得最优电导率分布修正信息,利用该修正信息对 Tikhonov 正则化方法得到的原始电导率进行修正,实现更为精确的 ERT 图像重建.

原子轨道搜索算法的灵感主要来源于量子力学原理中电子围绕原子核的运动规律.原子核周围的电子通过光子的作用或与其他粒子及磁场的相互作用进行吸收或释放能量.如果一个电子吸收的能量小于其结合能,它将远离原子核,过渡到外轨道激发能级;反之,如果电子吸收的能量大于其结合能,则会被重新定位到内轨道较低能级<sup>[23]</sup>.原子中电子跃迁如附录图 S2 所示.

该算法将整个原子结构视为搜索空间,而原子中每个电子对应一个能量状态,该能量状态被视为候选解的目标函数值,能级最低的电子被视为具有最佳目标函数值的候选解.在运行 AOS 算法之前,原子核周围所有的电子都随机分布在搜索空间中;当算法运行时,电子因光子的作用或与其他粒子及磁场的相互作用而发生位置更新,从而使整个系统的能量达到最低.在预先划分的假想层中,利用概率密度函数(probability density function, PDF)确定每层中候选解的位置分布,其中能量最低的电子被视为该层的最优解.在所有假想层获得的最优解中,找出具有最佳目标函数值的解,即为整个搜索空间的最优解  $X_{i+1}^k$ ,其代表电导率分布修正信息  $g_0$ .当迭代终止时,采用电导率分布修正信息对原始电导率分布进行修正,得到最佳电导率分布  $g_{\text{best}}$ ,根据  $g_{\text{best}}$  可获得优化的 ERT 重建图像.基于 AOS 算法的 ERT 图像重建方法整体流程如附录图 S3 所示.

Tikhonov 正则化方法的目标函数  $F(\mathbf{g}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{J}\mathbf{g} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{g}\|_2^2$ ,对应的原始电导率分布  $\mathbf{g} = (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{b}$ ,式中,  $\mathbf{I}$  是单位矩阵,  $\lambda$  是正则化参数.

将原始电导率分布信息输入到 AOS 算法中,则基于 AOS 算法的 ERT 图像重建的目标函数可表示为

$$f(\mathbf{g} + \mathbf{g}_0) = \|\mathbf{b} - \mathbf{J}(\mathbf{g} - \mathbf{g}_0)\|_2^2, \mathbf{g}_{\text{best}} = \mathbf{g} + \mathbf{g}_0.$$

式中,  $\mathbf{g}_{\text{best}}$  为最佳电导率分布矩阵,  $\mathbf{g}_0$  为修正信息.

### 2.1 初始化候选解并划分假想层

在 AOS 算法中,候选解在搜索空间中的初始位置可通过  $x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + \xi(x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j)$ , ( $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, h$ ), 随机确定.式中,  $x_i^j(0)$  表示搜索空间中的候选解的初始位置;  $x_{i,\min}^j$  和  $x_{i,\max}^j$  分别是第  $i$  个候选解的第  $j$  个决策变量的最小和最大边界;  $\xi$  是在  $[0, 1]$  范围内均匀分布的随机数;  $m$  表示搜索空间中候选解个数;  $h$  表示问题维度.

对搜索空间中的假想层进行划分,假设半径最小的层为核层  $L_0$ ,其他层为  $L_i$ ,第一层 ( $L_1$ ) 到第  $n$  层 ( $L_n$ ) 的半径逐渐增大.由于原子核位于核层  $L_0$ ,电子无法出现在这一层,因此将假想层中的第一层 ( $L_1$ ) 到第  $n$  层 ( $L_n$ ) 用于定位电子.原子核周围假想层的示意图如附录图 S4 所示.由于电子在原子核周围的位置由概率密度函数所决定,并且电子在第二层 ( $L_1 \sim L_2$ ) 中的分布概率高于第一层 ( $L_0 \sim L_1$ ),因此第二层的概率密度函数值大于第一层.附录图 S5 给出了利用概率密度函数来确定假想层中候选解位置分布的示意图.

### 2.2 计算结合能与结合态

每个候选解  $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_i, \dots, \mathbf{X}_m)^T = (x_i^j)_{d \times m}$  以及其对应的适应度  $\mathbf{E} = (\mathbf{E}_1, \dots, \mathbf{E}_i, \dots, \mathbf{E}_m)^T = (e_i^j)_{d \times m}$ , 式中,  $\mathbf{X}_i$  为第  $i$  个候选解的位置,  $x_i^j$  为搜索空间中候选解位置的决策变量,  $\mathbf{E}$  为候选解  $\mathbf{X}$  的适应度值,  $\mathbf{E}_i$  为第  $i$  个候选解  $\mathbf{X}_i$  的适应度值,  $e_i^j$  为搜索空间中候选解适应度值的决策变量.

结合能是将电子从其壳层中移除所需的能量.结合态描述了电子在原子壳层内稳定存在的状态,其稳定性与结合能的大小有关.结合能越大,电子处于结合态的稳定性就越高,越不容易被移除.原子的结合态  $\mathbf{S}_B =$

$\sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i / m$  和结合能  $E_B = \sum_{i=1}^m E_i / m$ , 是通过计算搜索空间内所有候选解的位置及其适应度值的平均来确定.

同理,每个假想层中候选解的结合态  $\mathbf{S}_B^k = \sum_{c=1}^p \mathbf{X}_c^k / p$  和结合能  $S_E^k = \sum_{c=1}^p E_c^k / p$ , 是通过计算该层中所

有候选解的位置及其适应度值的平均来确定的,式中, $\mathbf{X}_c^k$ 和 $E_c^k$ 分别为第 $k(k=1, \dots, n)$ 层中第 $c$ 个候选解的位置和适应度值。

### 2.3 更新候选解位置

在该算法中,光子对电子的作用是主要影响候选解位置更新的因素,而粒子或磁场与电子的相互作用则是次要因素.电子受到这些因素的影响而发生跃迁,脱离原有电子层,其位置发生变化的时候候选解的位置也随之更新.候选解位置的更新方式如下:

(1)当 $f \geq R_p$ 时,光子对电子产生作用,根据光子发射和吸收来考虑电子在原子核周围不同层之间的运动, $f$ 表示电子受影响概率, $R_p$ 表示光对电子作用的概率。

接下来,将每个假想层中的候选解能级( $E_c^k$ )与该层的结合能( $E_B^k$ )进行比较,以确定光子的发射和吸收。

当 $E_c^k \geq E_B^k$ 时,电子能级大于该层结合能,则该电子发射光子.此过程候选解位置更新数学表达式为

$$\mathbf{X}_{c+1}^k = \mathbf{X}_c^k + \frac{\alpha_c (\beta_c \mathbf{E}_L - \gamma_c \mathbf{S}_B)}{k}, \quad (2)$$

式中, $E_L$ 是原子中能级最低的候选解, $\alpha_c, \beta_c$ 和 $\gamma_c$ 是均匀分布在(0,1)范围内的随机生成数,用于确定发射光子释放的能量。

当 $E_c^k < E_B^k$ 时,电子能级小于该层结合能,则该电子吸收光子.此过程中候选解位置更新表达式为

$$\mathbf{X}_{c+1}^k = \mathbf{X}_c^k + \alpha_c (\beta_c \mathbf{E}_L - \gamma_c \mathbf{S}_B), \quad (3)$$

式中, $E_L^k$ 是第 $k$ 层能级最低的候选解, $\mathbf{S}_B^k$ 为第 $k$ 层的结合态。

(2)当 $f < R_p$ 时,除受光子的影响外,电子的能量还受其他因素的影响,如与粒子或磁场的相互作用.此过程中候选解位置更新的数学表达式为:

$$\mathbf{X}_{c+1}^k = \mathbf{X}_c^k + \mathbf{r}_c. \quad (4)$$

式中, $\mathbf{r}_c$ 是随机生成的均匀分布在(0,1)范围内数的向量,表示一个随机生成的电子位置。

通过比较位置更新后的电子能级,确定搜索空间中能级最低的电子位置 $\mathbf{X}_{c+1}^k$ ,即为电导率分布修正信息 $\mathbf{g}_0$ ,采用电导率分布修正信息对原始电导率分布进行修正,即可获得优化的 ERT 重建图像。

## 3 仿真验证

本文使用 COMSOL Multiphysics 仿真软件对电阻层析成像(ERT)系统进行了模拟分析,并通过 COMSOL Multiphysics 与 Matlab 的联合仿真以获得 ERT 图像重建结果.使用相邻激励与相邻测量的激励方案,该激励方案因其电极配置简单、稳定性强、计算量小等优点,有助于提升重建效率和实现实时监测.激励电流设定为 2 mA,敏感场及内含物的电导率分别为 0.3 S/m 和 0.6 S/m.首先,构建了一个直径为 14 cm 的圆形敏感场,并将 16 个电极均匀分布于敏感场的边界.通过在该敏感场内添加不同数量和形状的内含物,构建了 9 种不同的图像重建模型,如图 1 所示.在模型 A 至 E 中,构建了半径、位置及数量各不相同的圆形内含物;在模型 F 中构建了一个长轴为 6 cm、短轴为 4 cm 的椭圆形内含物;而在模型 G 至 I 中则分别设定了菱形、水滴状及心形内含物,需要强调的是,由于这些内含物具有平滑且尖锐的边界,使得模型 G 至 I 的精确图像重建较为困难。

### 3.1 无噪声条件下

为验证本文提出的基于原子轨道搜索的电阻层析成像图像重建方法的优越性,本文将其图像重建结果与 LBP 方法、NR 方法和 Tikhonov 正则化方法的结果进行了对比分析.附录图 S6 给出了 9 种模型在 4 种不同重建算法下的图像重建结果.可以观察到,LBP 方法、NR

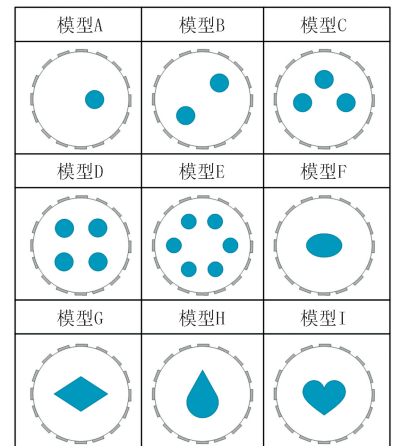


图1 9种不同的图像重建模型

Fig.1 Nine different models in image reconstruction

方法和 Tikhonov 方法的重建图像质量较低,尤其是在含有一个或多个边缘光滑内含物的 A 至 F 模型中,重建的内含物尺寸大于真实尺寸,且相邻内含物的边界几乎无法辨识.对于模型 G 至 I,虽可大致识别内含物形状,但重建内含物的尺寸仍不准确,尖锐边界被过度平滑,且背景中明显存在伪影.相比之下,所提方法在各模型中的重建精度更高,能够清晰识别内含物的边界和位置,背景也更清晰,证明了该方法重建的图像具有较高的成像质量,能够更准确地重建敏感场内物体的电导率分布.

除了通过重建图像进行定性验证外,本文还采用模糊半径(blur radius,  $R_B$ )值进行定量评估,以进一步考察所提方法在 ERT 图像重建中的有效性.模糊半径是衡量图像重建质量的重要指标,也是估计空间分辨率的有效准则<sup>[24]</sup>. $R_B$  越小,表示图像越清晰; $R_B$  越大,则表示图像越模糊.与其他常用定量分析指标相比, $R_B$  更能直观评估电导率分布边界的细节,特别是在评估不同形状内含物的成像准确性时,能更有效地体现所提方法在图像重建质量方面的优势.其计算公式为  $R_B = \sqrt{A_d/A_0}$ ,式中, $A_d$  为目标区域面积, $A_0$  为整个敏感场面积.

对于 9 种模型在 4 种图像重建方法下的  $R_B$  对比结果如图 2 所示.LBP 方法、NR 方法和 Tikhonov 方法的重建图像的  $R_B$  介于 0.3~0.9,而本文所提方法的  $R_B$  介于 0.2~0.4,明显低于其他方法,说明该方法重建图像的模糊程度较小,成像精度更高,能够准确地复原内含物的形状和位置.与之相对,其他 3 种对比方法的  $R_B$  较高,表明其在图像重建过程中存在明显的模糊和失真现象.这一结果体现了本文所提方法在图像重建精度上的优势,并体现了其在有效抑制模糊和失真方面的潜力,进一步证实了其卓越的图像重建性能.

### 3.2 噪声条件下

噪声对 ERT 图像重建的质量具有显著影响,因此评估所提方法在噪声条件下的性能尤为重要<sup>[25]</sup>.在 ERT 系统中,噪声来源主要包括测量设备的热噪声、环境电磁干扰以及介质特性波动等.本研究选择在信噪比为 30 dB 的高斯白噪声环境下评估 9 种图像重建模型的效果,该信噪比模拟了中等水平噪声干扰,具有代表性且常用于评估算法的抗噪性能,能够突出不同方法的优势并便于与现有成果对比.9 种不同模型的图像重建效果如附录图 S7 所示.分析结果可知,LBP 方法、NR 方法和传统 Tikhonov 方法的重建效果明显恶化,图像中的伪影更加明显,严重影响了内含物的可识别性.此外,当内含物位于敏感场中心附近时,其形状在重建图像中明显扭曲.相比之下,本文提出的方法在这种噪声环境下仍能保持较好的成像效果.尽管重建出的内含物形状出现了轻微的畸变,但与其他 3 种方法相比,该方法在重建内含物的位置和形状方面表现更佳,且重建图像的背景更加清晰,验证了该方法具有较强的抗噪声性能.

4 种方法在 30 dB 的高斯白噪声条件下的  $R_B$  对比结果如图 3 所示.分析可得,在该噪声条件下所提方法的  $R_B$  介于 0.2~0.5,相较于无噪声条件有所增加,但在所有模型中,该方法的  $R_B$  仍为最小,表明其在抗噪声性能方面的优越性.定量评价结果表明,该方法在强噪声环境下具有较好的稳定性.

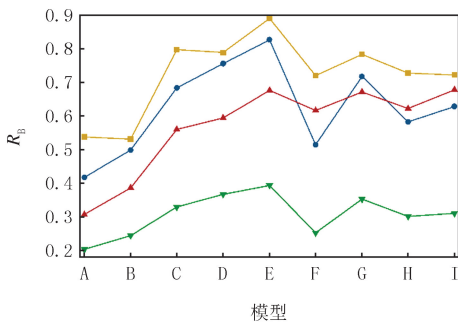


图2 4种图像重建算法的 $R_B$

Fig.2  $R_B$  of the four image reconstruction methods

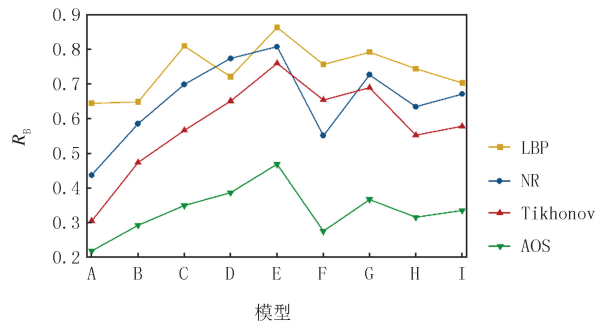


图3 4种图像重建算法在30 dB噪声条件下的 $R_B$

Fig.3  $R_B$  of the four image reconstruction methods under 30 dB noise condition

## 4 实验验证

为了验证所提方法的有效性,开展了基于原子轨道搜索的电阻层析成像图像重建实验研究.首先,制作了一个内径 12.5 cm、高 3.0 cm 的圆柱形水槽,并在其内壁等距安装了 16 个宽 1.0 cm、长 3.0 cm 的钛电极;

接着,向槽内注入电导率为 0.07 S/m 的盐水,并放置数量和位置均不同的金属棒充当内含物.在实验模型 X 中,放置一根金属棒在水槽内部正上方;在模型 Y 中,放置 2 根金属棒分别在水槽内部正上方和正下方;在模型 Z 中,放置 3 根金属棒分别在水槽内部正左、正下和右上方.采用相邻电流激励和相邻电压测量的方法获取电压数据.附录图 S8 给出了基于实验数据的重建图像,结果表明,LBP 方法、NR 方法和 Tikhonov 正则化方法的成像效果较差,内含物畸变明显且边界模糊,难以识别真实形状,背景存在伪影.而采用本文方法的重建图像质量最佳,即使内含物邻近放置,其形状、大小和位置均易识别,且边界清晰,背景无伪影.

图 4 给出了 4 种图像重建算法在 3 种物理模型实验中的  $R_B$  对比情况.结果显示,LBP 方法、NR 方法以及传统 Tikhonov 正则化方法的  $R_B$  介于 0.5~0.9,而本文所提方法的  $R_B$  介于 0.2~0.4,明显低于其他 3 种方法.较低的  $R_B$  表示所提方法可获得较高的图像清晰度,在图像重建性能方面更具优势.

## 5 结 论

本文提出了一种基于原子轨道搜索算法的 ERT 图像重建方法.该方法采用分层搜索策略在整个搜索空间内进行寻优,以获取最优的电导率分布修正信息,并利用该信息对 Tikhonov 正则化得到的原始电导率进行优化,从而实现更准确的 ERT 图像重建.为了验证该方法的有效性与可靠性,分别构建了 9 种内含物形状的仿真模型,并采用不同图像重建方法获取 ERT 图像重建结果.结果显示,与 LBP、NR 和传统 Tikhonov 方法相比,本文所提方法重建图像具有更好的成像质量,能够更准确地重建敏感场域电导率分布.此外,在 30 dB 噪声条件下,所提方法重建结果显著优于其他 3 种方法.定量评价结果显示,所提方法在无噪声条件下的仿真实验中  $R_B$  范围为 0.2~0.4,在 30 dB 噪声条件下  $R_B$  范围均为 0.21~0.47,远低于其他方法,表明所提方法具有更高的成像精度和抗噪声能力,物理模型实验进一步验证了所提方法优良的成像性能.

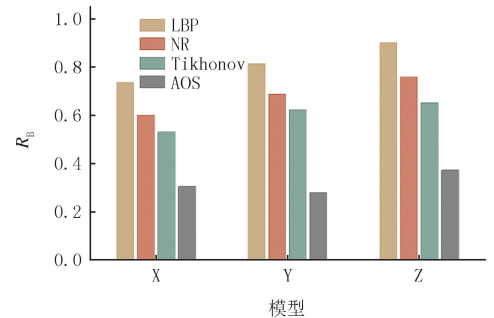


图4 4种算法在3种物理模型实验中的 $R_B$

Fig.4  $R_B$  for the three phantom models with the four reconstruction methods

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.12.03.0001).

## 参 考 文 献

- [1] XIAO L Q.Width optimization of array electrode for human lung electrical resistance tomography system based on prior knowledge[J].Complexity,2021,2021:4380220.
- [2] 付荣,张新宇,王子辰,等.基于 V-ResNet 的电阻抗层析成像方法[J].仪器仪表学报,2021,42(9):279-287.  
FU R,ZHANG X Y,WANG Z C,et al.Electrical impedance tomography method based on V-ResNet[J].Chinese Journal of Scientific Instrument,2021,42(9):279-287.
- [3] 张立峰,肖凯.基于集成学习及电阻层析成像的两相流型识别[J].动力工程学报,2023,43(9):1103-1110.
- [4] 张立峰,王智.基于多域特征提取的气液两相流型识别[J].计量学报,2023,44(10):1509-1516.
- [5] 蔡晨宁,陈少林,刘丽娜.基于导电油墨层电阻层析成像的混凝土裂缝损伤识别[J].传感技术学报,2024,37(6):1084-1089.  
CAI C N,CHEN S L,LIU L N.Detection of crack damage for concrete by conductive ink layer and electrical resistance tomography[J].Chinese Journal of Sensors and Actuators,2024,37(6):1084-1089.
- [6] 范文茹,李靛瑶,王勃.基于改进 MRNSD 算法的电阻抗层析成像[J].北京航空航天大学学报,2020,46(8):1564-1573.
- [7] TAN C,JIA H R,LIANG G H,et al.Combinational multimodality tomography system for industrial multiphase flow imaging[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2023,72:4506610.
- [8] ZHENG J,PENG L H.A deep learning compensated back projection for image reconstruction of electrical capacitance tomography[J].IEEE Sensors Journal,2020,20(9):4879-4890.
- [9] ÖZKAL C,YAMAN F.A non-resonant approach for dielectric constant reconstructions via Newton iterations[J].AEU-International Journal of Electronics and Communications,2023,170:154802.
- [10] CHENG J J,LUO J W.Tikhonov-regularization-based projecting sparsity pursuit method for fluorescence molecular tomography reconstruction[J].Chinese Optics Letters,2020,18(1):011701.
- [11] 王琦,张涛,徐超炜,等.多尺度注意力融合与视觉 Transformer 方法优化的电阻抗层析成像深度学习[J].仪器仪表学报,2024,

- 45(7):52-63.
- WANG Q,ZHANG T,XU C W,et al.Optimized learning method for electrical impedance tomography with multi-scale attention fusion and vision transformer[J].Chinese Journal of Scientific Instrument,2024,45(7):52-63.
- [12] ZHANG B X,ZHANG L F,WANG Z,et al.Image reconstruction of planar electrical capacitance tomography based on DBSCAN and self-adaptive ADMM algorithm[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2023,72:4504711.
- [13] GHAREHCHOPOGH F S.Quantum-inspired metaheuristic algorithms:comprehensive survey and classification[J].Artificial Intelligence Review,2023,56(6):5479-5543.
- [14] S S V C,H S A.Nature inspired meta heuristic algorithms for optimization problems[J].Computing,2022,104(2):251-269.
- [15] ABUALIGAH L,GANDOMI A H,ELAZIZ M A,et al.Advances in meta-heuristic optimization algorithms in big data text clustering[J].Electronics,2021,10(2):101.
- [16] CAVALLARO C,CUTELLO V,PAVONE M,et al.Machine learning and genetic algorithms:a case study on image reconstruction[J].Knowledge-Based Systems,2024,284:111194.
- [17] ALIZADEH D,ASHRAFI S,JAHANBAKHS O,et al.A new image reconstruction method for inner corrosion detection based on Compton scattering and gray wolf optimizer(GWO)[J].Indian Journal of Physics,2022,96(11):3211-3219.
- [18] LOU Y J,SHI Y Y,YANG K,et al.Modified tuna swarm optimization algorithm for brain stroke imaging with electrical impedance tomography[J].Engineering Analysis with Boundary Elements,2024,165:105786.
- [19] 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.
- [20] LIU G B,ZHAO T F,YAN H,et al.Evaluation of urban green building design schemes to achieve sustainability based on the projection pursuit model optimized by the atomic orbital search[J].Sustainability,2022,14(17):11007.
- [21] 程先龙,王川,张杰,等.基于多目标原子轨道搜索算法的风电场集群最优经济调度[J].电力系统保护与控制,2024,52(6):77-87.
- CHENG X L,WANG C,ZHANG J,et al.Optimal economic dispatch of wind farm clusters based on multi-objective atomic orbital search[J].Power System Protection and Control,2024,52(6):77-87.
- [22] ALI F,SARWAR A,ILAH BAKHS F,et al.Parameter extraction of photovoltaic models using atomic orbital search algorithm on a decent basis for novel accurate RMSE calculation[J].Energy Conversion and Management,2023,277:116613.
- [23] AZIZI M.Atomic orbital search;a novel metaheuristic algorithm[J].Applied Mathematical Modelling,2021,93:657-683.
- [24] JEONG T.No-reference image-quality metric based on blur radius and visual blockiness[J].Optical Engineering,2010,49(4):045001.
- [25] TAKHTI M,ODAME K.Structured design methodology to achieve a high SNR electrical impedance tomography[J].IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems,2019,13(2):364-375.

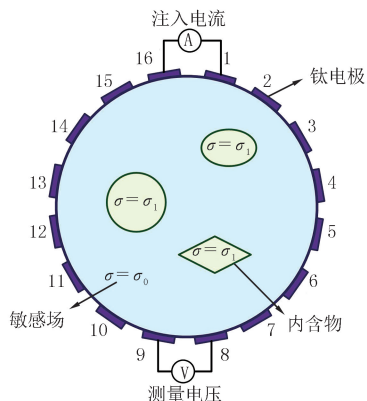
## Image reconstruction for electrical resistance tomography based on atomic orbital search algorithm

Wang Meng, Han Shuyue, Shi Yanyan, Cui Yan, Liu Zhenkun, Wu Xuebing

(School of Optoelectronic Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

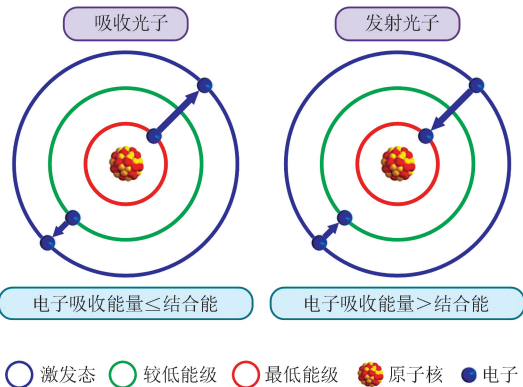
**Abstract:** Owing to ill-conditioned and nonlinear features of the inverse problem in electrical resistance tomography (ERT), reconstructed images show poor quality. To solve this problem, this paper presents an image reconstruction method based on the atomic orbit search(AOS) algorithm. Firstly, the original conductivity distribution is taken as the input of the atomic orbit search algorithm, and the positions of candidate solutions in the search space are randomly initialized. Secondly, the search space is divided into several hypothetical layers, and the distribution positions of candidate solutions are determined by the probability density function. The positions of electrons are iteratively adjusted based on the interaction of photons, particles, or magnetic fields to minimize the energy of the entire system. Then, the candidate solutions in each imaginary layer are compared, and the solution with the smallest objective function value is selected as the optimal solution of the whole search space which is the correction information of the conductivity distribution. The original conductivity distribution is corrected to obtain the optimized reconstructed image. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by simulation and experiment. The quality of image reconstruction under the noise condition is also evaluated.

**Keywords:** electrical resistance tomography; conductivity distribution; image reconstruction; optimization with atomic orbital search



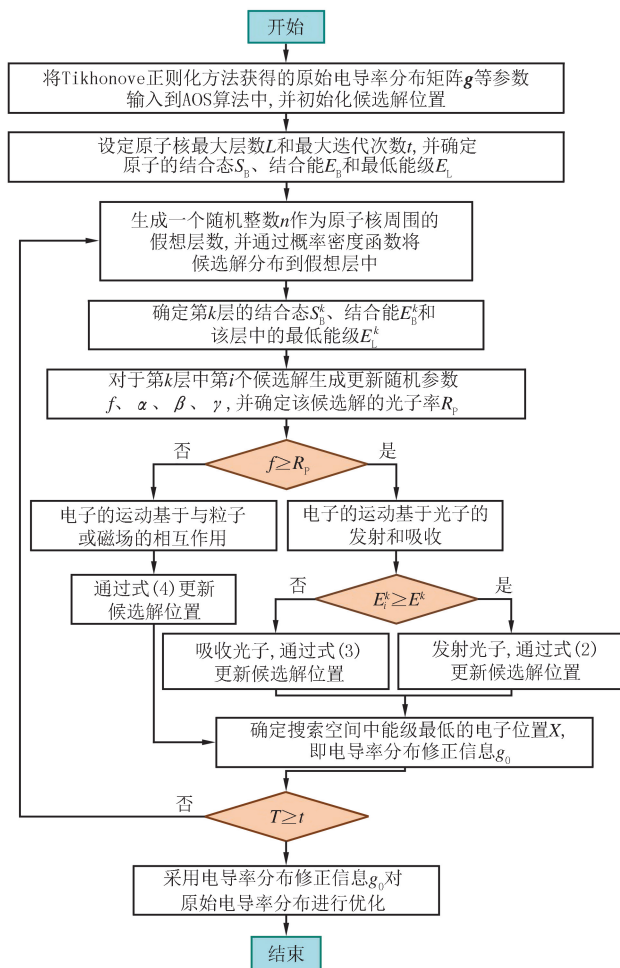
图S1 ERT的测量原理图

Fig.S1 Measuring principle of ERT



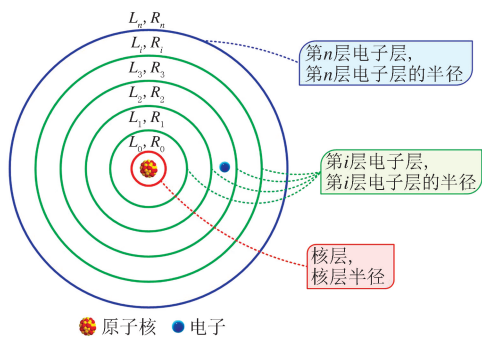
图S2 电子在原子中的跃迁示意图

Fig.S2 The schematic diagram of electron transitions in atoms



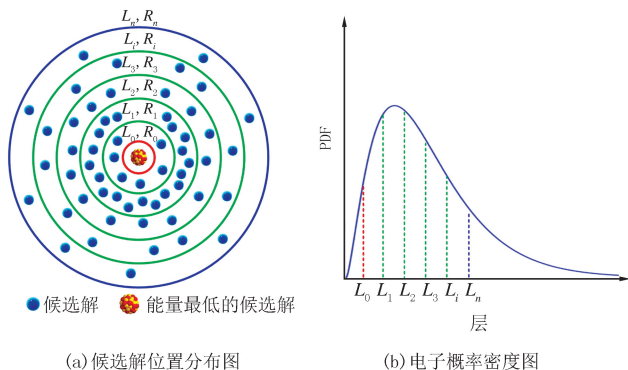
图S3 基于AOS算法的ERT图像重建方法流程图

Fig.S3 Flowchart of image reconstruction method based on AOS algorithm for ERT



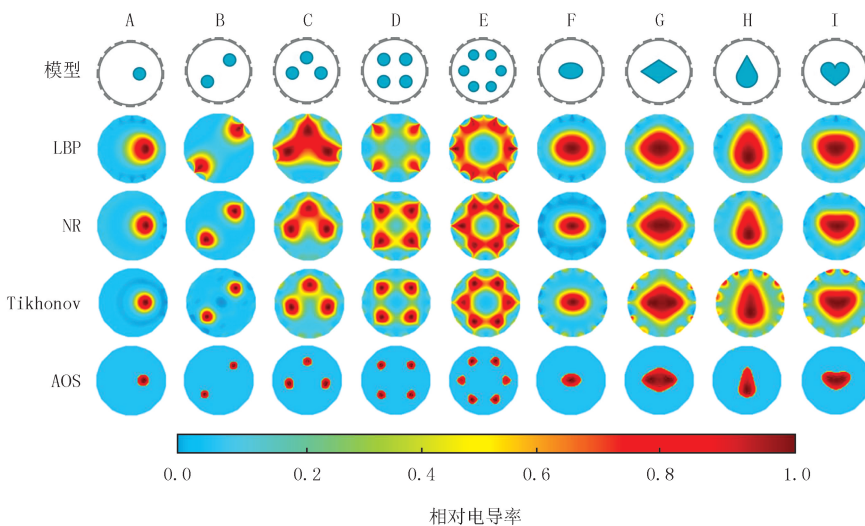
图S4 原子核周围假想层示意图

Fig.S4 Schematic diagram of the imaginary electron layers around the atomic nucleus



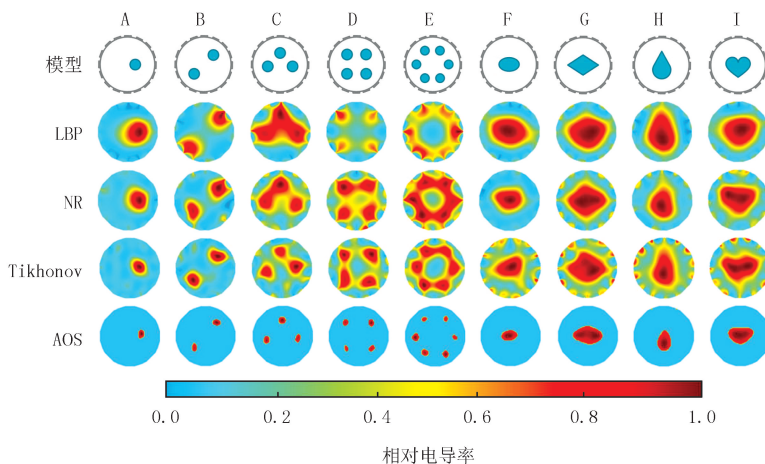
图S5 PDF决定候选解分布情况示意图

Fig.S5 Schematic diagram of candidate solution distribution in PDF decision



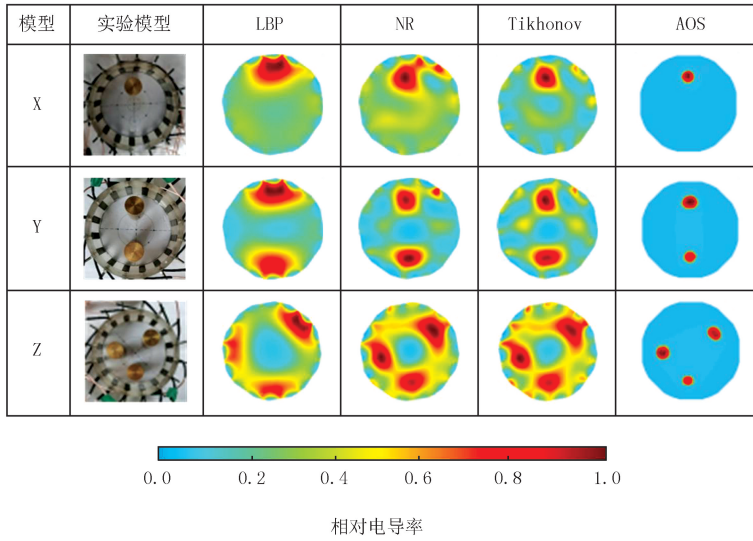
图S6 9种模型的图像重建结果

Fig.S6 Image reconstruction results of the nine models



图S7 不同模型在30 dB噪声条件下的图像重建结果

Fig.S7 Image reconstruction results of different models under 30 dB noise condition



图S8 不同模型在30 dB噪声条件下的图像重建结果

Fig.S8 Image reconstruction results of different models under 30 dB noise condition