

文章编号:1000-582X(2011)01-082-06

基于粒子群优化算法的电阻抗图像重建

陈民铀, 杨艳利, 何 为, 张聪誉, 李 冰

(重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘 要:电阻抗成像的实际应用具有许多优越性,但电阻抗图像重建是一个严重病态的非线性逆问题。目前电阻抗成像的静态算法大多采用 Newton-Raphson 类算法,这类算法需要计算 Jacobian 矩阵、使用正则化技术等,算法复杂且稳定性较差。针对该问题,采用了一种新的求解逆问题的方法:粒子群优化算法(PSO)。PSO 是一种基于种群搜索策略的自适应随机算法,具有算法简单、调节参数少、收敛速度快、易于实现等特点。给出了电阻抗成像的建模模型,并对粒子群优化算法做了适当的改进以适应电阻抗问题的求解。与牛顿类算法相比,它可以省去繁复的雅可比矩阵计算过程,而采用自适应搜索来求取最优解。仿真结果表明,应用 PSO 进行图像重构时,能够对突变区域进行准确的定位,图像分辨率较高。

关键词:电阻抗成像;粒子群优化算法;图像重建

中图分类号: TM152

文献标志码: A

Image reconstruction of electrical impedance tomography based on particle swarm optimization algorithm

CHEN Min-you, YANG Yan-li, HE Wei, ZHANG Cong-yu, LI Bing

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Electrical impedance tomography (EIT) has many advantages in practical application, but image reconstruction of EIT is a highly ill-posed, non-linear inverse problem. Newton-Raphson algorithms are widely used in EIT, which have to calculate the Jacobian matrix and use regularization techniques. So this kind of algorithms is complex and less stable. To address the problem, a new static image reconstruction method for EIT is proposed based on particle swarm optimization (PSO) algorithm. PSO is a population-based, adaptive search optimization technique. It is simple in concept, few in parameters, quick in convergence and easy in implementation. The model of EIT forward problem is given and some appropriate improvements in PSO are made to accommodate the solution of EIT. Compared with Newton-Raphson (MNR) algorithms, PSO only uses an iterative processing to get the best solution instead of using a complicated Jacobian matrix. The experimental results indicate that using PSO-based algorithm to solve image reconstruction of EIT, the position of mutation region is more accurate and graphics space resolution is much higher.

Key words: electrical impedance tomography (EIT); PSO algorithm; image reconstruction

收稿日期: 2010-08-13

基金项目: 科技部中俄国际合作项目 (ISCP 2007DFR30080); 国家“111”计划项目 (B08036); 国家自然科学基金面上项目 (50877082); 重庆大学“211 工程”三期创新人才培养计划建设项目 (S-09111)

作者简介: 陈民铀 (1954-), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要从事电磁信号检测与智能信息处理、基于智能技术的多目标优化、数据挖掘与知识发现的研究, (E-mail) minyouchen@cqu.edu.cn。

电阻抗成像技术 (Electrical Impedance Tomography, EIT) 是当今生物医学工程学的重大研究课题之一, 它是继形态、结构成像之后, 于最近 20 年才出现的新一代无损伤功能成像技术。电阻抗成像技术通过配置于人体体表的电极阵列, 提取与人体生理、病理状态相关的组织或器官的电特性信息。生物组织的电导率含有大量的反映组织、器官生理状态及功能的信息, 电阻抗成像技术就是利用这些电特性信息值 (电导率或电阻抗值) 进行无创成像。EIT 技术不使用核素或射线、对人体无害、可以多次测量、重复使用, 可用于对病人的长期、连续监护。加之其成本低廉, 不要求特殊的工作环境以及功能性成像的特点, 因而是一种理想的、具有诱人前景的无损伤医学成像技术^[1]。

电阻抗成像中的图像重建问题实质是低频电流场计算的逆问题。电阻抗成像中的正问题是指在已知场域内电导率的分布、电流注入位置、大小以及边界电位的条件下, 计算场域内部的电位分布。而其逆问题则是在仅知道电流注入位置、大小以及边界电位的情况下, 计算场域电导率的分布。国内外大多数研究者认为, 目前影响 EIT 进入临床实际应用的主要问题是系统分辨能力差。为此, EIT 研究也多集中在改进成像模型和重建算法方面。国际上提出的 EIT 算法有反投影法^[2]、牛顿-拉弗逊法^[3]、层剥法、灵敏度矩阵法等以及其改进算法^[4-5]。目前一些智能算法也被用来解决 EIT 的图像重建问题, 例如神经网络和遗传算法^[6]等。但用于解决 EIT 图像重建的静态方法主要还是 Newton-Raphson 类算法, 该类算法虽然收敛速度较快, 但计算过程复杂且计算量大, 抗噪声能力差。

笔者提出了一种基于粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法的电阻抗图像重建算法, 它是基于种群搜索策略的自适应随机算法, 利用随机优化的迭代方法去搜索阻抗重建的最优解, 无需求解雅可比矩阵, 也无需进行正则化处理。仿真结果表明该方法对图像的空间精度和图像分辨率都有一定的提高。

1 电阻抗成像原理及数学模型

1.1 电阻抗成像原理

电阻抗成像技术通过在被研究物体表面放置电极阵列并注入低频电流, 根据注入的电流、电极上的测量电压 (或电位), 以及场域模型来重构电导率 (或电阻率) 的空间分布。

从理论层面来看, EIT 的图像重建问题实质上是一个低频电流场的逆问题求解。一般情况下, 被研究区域的电流场被视为准静态场, 此电场区域内

的电位分布函数 φ 与该场域的电导率分布函数 σ 满足拉普拉斯方程:

$$\nabla \cdot [\sigma(x, y) \cdot \nabla \varphi(x, y)] = 0 \quad (x, y) \in \Omega, \quad (1)$$

其边界条件为:

$$\varphi(x, y) = f(x, y) \quad (x, y) \in \partial\Omega, \quad (2)$$

$$\sigma(x, y) \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial \nu} = j(x, y) \quad (x, y) \in \partial\Omega, \quad (3)$$

式中: $\partial\Omega$ 为场域 Ω 的边界; f 为已知边界电位; j 为流入场域 Ω 的电流密度; ν 为场域边界 $\partial\Omega$ 的外法向单位向量。电阻抗成像的正问题是在已知电导率 σ 分布和边界条件的情况下求取场域内的电位分布 φ , 而逆问题则是利用已知的边界条件 (2)、(3) 求解方程 (1) 中电导率 σ 的分布^[7]。

1.2 电阻抗成像正问题的数学模型

在研究注入电流电阻抗成像边值问题过程中曾提出过许多模型, 下面 4 种模型是最常见的: 连续模型、间隙模型、分流模型和全电极模型。其中全电极模型最早是由 KuoSheng Cheng 于 1989 年提出的, 曾被用于 RPI 的 ACT 系统中, 目前被认为是比较合理的模型, 因为它综合考虑了电极的尺寸和接触阻抗的影响, 更为贴合实际模型。目前国内对全电极模型的研究还不太深入, 笔者采用的是全电极模型来实现 EIT 的正问题求解, 如图 1 所示。

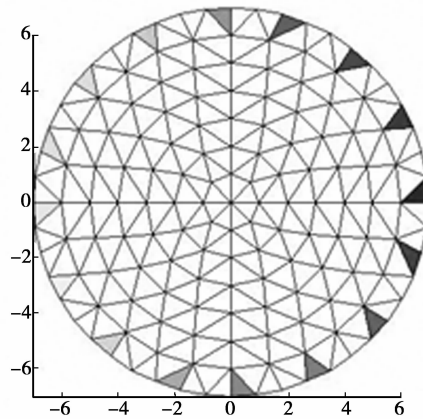


图 1 全电极有限元模型

考虑电极表面与成像区域表面由于电化学影响而存在一个非常薄的高阻层。设这一薄层的阻抗为 z_l , z_l 常被称为有效接触阻抗或表面阻抗。对于第 l 个电极而言, 其表面的电压 V_l 等于此电极与成像区域接触面的电压 U 与经过有效接触阻抗 z_l 的电压降之和。

$$V_l = U + z_l \gamma \frac{\partial U}{\partial n}, \quad l = 1, 2, \dots, L. \quad (4)$$

因此全电极模型满足的边值问题为:

$$\begin{cases} \nabla \cdot (\sigma(r) \nabla \varphi(r)) = 0, & r \in \Omega; \\ \frac{\partial \varphi(r)}{\partial n} = 0, & r \in \Gamma; \\ V_l = \text{const} = \varphi + z_l \sigma \frac{\partial \varphi(r)}{\partial n}, & l = 1, 2, \dots, L; \\ \int_{\Gamma_l} \sigma \frac{\partial \varphi(r)}{\partial n} dS = I_l, & r \in \Gamma_l, l = 1, 2, \dots, L; \\ \sum_{l=1}^L I_l = 0, \\ \sum_{l=1}^L V_l = 0, \end{cases}$$

式中: U 为成像体内部的电位; V_l 为成像体表面的电位; r 为成像区域 Ω 上任一点的坐标; $U(r)$ 为 r 处的电位。

2 电阻抗成像的逆问题

电阻抗成像中的图像重建问题实质上是一低频电流场计算的逆问题。下图给出了电阻抗成像研究中正问题、逆问题之间的关系,如图 2 所示。

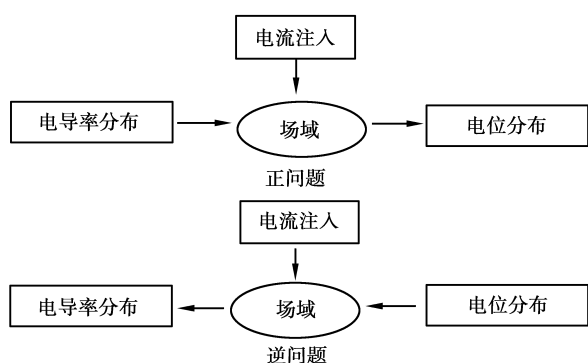


图 2 EIT 的正问题和逆问题关系图

电阻抗成像技术根据成像目标可分为动态电阻抗成像和静态电阻抗成像。动态电阻抗成像以电阻抗分布的变化量的相对值为成像目标,如等值线反投影法、灵敏度法,而静态电阻抗成像是以电阻抗分布变化量的绝对值为目标来成像的,如 Newton-Raphson 法及其他的改进牛顿法^[8]。动静成像算法各有其优缺点。动态重建算法简单,成像速度快,但是成像分辨率较差。由于动态成像是利用差值成像,可以减少系统的测量误差,对系统的硬件水平要求不高,但如果两个时间的阻抗没有变化则不能成像;静态成像重建算法复杂,成像速度慢,分辨率高,对测量系统的抗噪性能差,因而对系统的硬件水平要求较高^[9]。静态成像得到的是电阻抗分布的绝对值,但一般需要通过反复迭代求解电导率的分布,重建算法复杂,重建一副图像一般需数小时以上,且对测量系统抗噪性能差,目前还处于研究阶段。

目前主要的静态算法为 Newton-Raphson 法。而 Newton 类算法都存在一些问题: Jacobian 矩阵的计算过程复杂; Hessian 矩阵总是病态的,往往会使得迭代过程趋于发散,从而不能求得所需的结果;需要应用正则化技术来降低算法的病态性;初始电导率的选择很关键,如果选取不当有可能使计算过程无法收敛;需要反复迭代来修正电阻率的分布,该迭代过程一直到满足精度要求为止,这使得重建算法的计算量极大,重建一副图像需要数小时以上。

因此,笔者试图寻找一种新的方法来实现 EIT 的逆问题求解。针对牛顿类算法所存在的问题,采用一种随机优化的迭代算法来求得电导率的最优分布,从而代替 Jacobian 矩阵和 Hessian 矩阵的计算,一方面可以减小计算量,同时还可以降低病态性。

3 基于粒子群优化算法的静态电阻抗成像算法

3.1 基本粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)最早是在 1995 年由美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russell Eberhart 共同提出的^[10]。PSO 算法与其他进化类算法相似,也采用“群体”与“进化”的概念,同样也是依据个体(粒子)的适应值大小来进行操作。所不同的是,粒子群算法将每个算子看作是在 n 维搜索空间中一个没有重量和体积的微粒,并在搜索空间中以一定的速度飞行。该飞行速度由个体的飞行经验和群体的飞行经验进行动态调整^[11]。

设: $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为微粒 i 的当前位置; $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为微粒 i 的当前速度; $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为微粒 i 所经历的最好位置,也就是微粒 i 所经历过的具有最好适应值的位置,称为个体最好位置。

全局极值表示为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$, 可以看作群体经验。粒子就是通过自己的经验和群体经验来决定下一步的运动。对于第 $k+1$ 次迭代,每一个粒子是按照下式进行变化的:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j} (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j} (p_{gj}(t) - x_{ij}(t)), \quad (6)$$

$$x_{ij}(t+1) = v_{ij}(t+1) + x_{ij}(t), \quad (7)$$

式中: ω 为权重; 下标 i 为微粒, $i=1, 2, \dots, M$; j 为微粒的维数; t 为第 t 代; c_1, c_2 为加速常数; 通常在 $0 \sim 2$ 间取值, $r_1 \sim U(0, 1)$; $r_2 \sim U(0, 1)$ 为两个相互独立的随机函数。

从上述粒子群的进化方程中可以看出, ω 控制前一速度对当前速度的影响,通过调节 ω 大小可跳出局部极值。 c_1 调节微粒飞向自身最好位置方向的

步长, 被称为“认知系数”; c_2 调节微粒飞向全局最好位置方向的步长, 称为“社会学习系数”。

由于 PSO 是一种基于种群搜索策略的自适应随机算法, 具有算法简单、调节参数少、收敛速度快、易于实现等特点, 因而其应用也较为广泛^[12-13]。而基本粒子群算法本身具有一定的局限性, 应用时多对其性能进行适当的改进^[14-15]。

3.2 自适应调整权重

为增强算法的全局搜索能力, 提高算法的收敛性能, 笔者采用自适应调节惯性权重的方法, 惯性权重根据下式自动调整:

$$\omega = \omega_0 + r(\omega_1 - \omega_0), \quad (8)$$

式中: $\omega_0 \in [0, 1]$, $\omega_1 > \omega_0$ 均为常数, r 是在 $[0, 1]$ 分布的随机数。 ω_0 建议的范围是 $[0, 0.5]$, 由式(8)可知惯性权重在 $[\omega_0, \omega_1]$ 之间随机变化。

ω 较大时, 前一速度的影响较大, 全局搜索能力较强; ω 较小时, 前一速度的影响较小, 局部搜索能力较强。通过调整 ω 来跳出局部极值。

3.3 变异

很多优化算法都存在易陷入局部最优的问题。式(8)中采用自适应调整惯性权重, 可以在一定程度上增强搜索能力, 但是经过一定次数的迭代后, 粒子的飞行速度越来越小, 仍会出现过早收敛陷入局部最优。为了增强全局搜索能力, 采用变异操作来保持粒子群的多样性^[16-17]; 当整群粒子飞行速度都很小(低于 V_{limit}) 时, 在粒子速度上进行变异, 以改变粒子位置, 增强在全局的搜索。具体的变异操作见式(9)。

$$v_m = 2(r_3 - 1) \cdot \beta \cdot V_{max},$$

$$x_i^d(t) = x_i^d(t) + v_m, \quad (9)$$

式中: v_m 是变异值; $\beta \in [0, 1]$ 为变异系数, 用于调节变异程度; r_3 为在 $[0, 1]$ 范围变化的随机数; x_i^d 表示第 i 个粒子的随机选中的第 d 维。

变异操作不仅能够增强粒子群的全局搜索能力, 而且有助于保持种群的多样性。

3.4 PSO 算法流程

1) 初始种群 P , 设置种群规模 N , 迭代次数 N_t 。初始化粒子位置 x 及速度 v , V_{max} 设置为最大允许速度, 初始化个体最优 p_i 全局最优 p_g , 令 $t = 0$ 。对应于 EIT 问题, N 为 $30 \sim 40$, N_t 设为 800 次, P 为随机分布的一组值, 正问题中有限元剖分的单元数 M 为微粒的维数。如图 1 所示, 有限元剖分的单元数为 264 个。设定微粒的取值范围为 $[1, 10]$, 背景值为 1, 突变区域的电导率为 10。

2) 评价当前种群 P , 当中所有粒子的适应值(目标值)。选取适应度函数为: $S = \frac{1}{2} \|\Phi - V\|^2$,

$\|\cdot\|$ 为向量范数, Φ 是由正问题而得到的计算电压, V 是测量电压。根据测量电压和计算电压之差不断的更新电导率的取值。

3) 更新引导粒子, $t = t + 1$ 。对每个粒子的适应值进行评价, 即将第 i 个粒子的当前适应值 $f(X_i)$ 与该粒子的个体极值 P_i 的适应值做比较, 若前者优则更新 P_i , 否则保持 P_i 不变, 同时更新全局极值 P_g 。

4) 判断 P 中粒子的整体速度是否小于一个临界值 V_{limit} , 采用式(9)的变异策略进行操作。

5) 如果 $t < N_t$, 跳到第 2 步。

终止条件根据具体问题取最大迭代次数或粒子群搜索到的最优位置满足的预定最小适应阈值。

4 仿真结果与分析

利用计算机模拟测量数据, 实现了笔者提出的基于粒子群优化的静态 EIT 图像重建问题, 并与正则化的 Newton-Laphson 算法^[18]的仿真结果做了比较。

图 1 为全电极有限元模型, 区域被离散成 264 个三角单元, 最外层均匀放置着 16 个电极。仿真采用从相邻电极上注入电流, 在其他非电流注入电极上测量电压的驱动模式。选取的单元数分别为 160 个、264 个, 背景电导率是 $1 \Omega \cdot m$, 成像目标的电导率是 $10 \Omega \cdot m$, 重构图像电导率的单位均为 $\Omega \cdot m$ 。

图 3 为对 5 层 160 个剖分单元做的仿真实验。图(a)为目标设定, 选取靠近边界的 10 个单元作为突变区域。图(b)为用 PSO 算法的重构结果, 图(c)为采用正则化牛顿法的结果。从仿真图可以看出, 用 PSO 求解的结果定位更准确而且目标电阻率的值也更接近, 用 PSO 求解迭代 800 次的计算精度为 10^{-7} 。相比之下牛顿法的结果则不太精确。

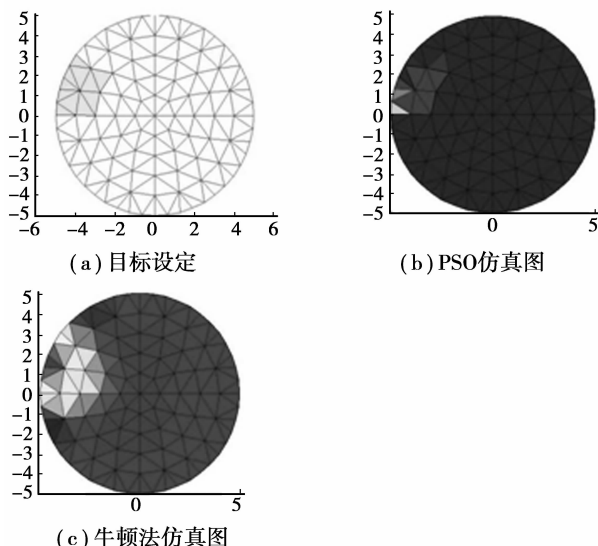


图 3 160 个单元 EIT 重构结果

图 4 的仿真中,虽然剖分单元数增加了,但用 PSO 重建所得到的图像精度仍然较高。

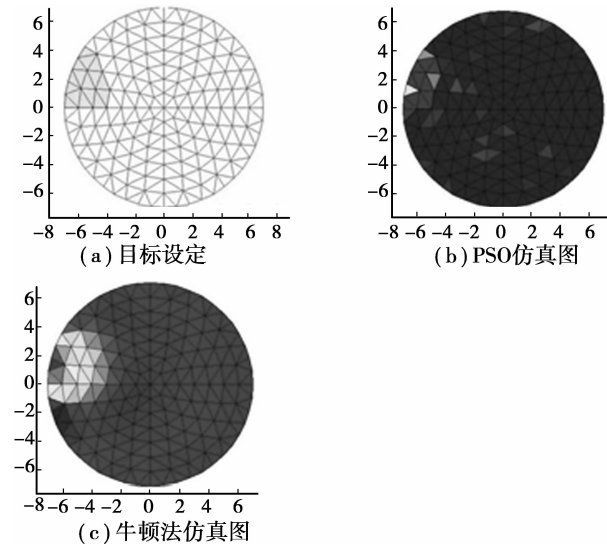


图 4 264 个单元 EIT 重构结果

图 5 为双目标的仿真结果,对双目标而言,PSO 的精度稍有下降。但与牛顿法相比,图像分辨率仍然较高。

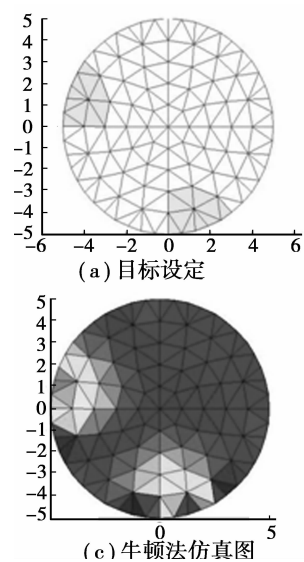


图 5 双目标重构结果

由仿真结果可知,应用 PSO 算法解决 EIT 问题是可行的,并且 PSO 对突变区域的定位更加准确,图像分辨率更高。但由于 EIT 固有的病态性,用 PSO 实现图像重构时也存在一定的问题:对边界的变化较为敏感,而对中心区域的变化重构图像则较差。

5 结 语

应用 PSO 算法来实现 EIT 的图像重建问题,图像的分辨率及计算精度都有一定的提高。笔者分析了 EIT 的基本原理,给出了 EIT 的建模模型和有限元模型,并对 PSO 算法做了适当的改进以适应 EIT 问题的求解,为了提高计算精度和收敛性,对 PSO 采用了自适应调节权重和变异操作。仿真结果表明,应用 PSO 进行图像重构时,能够对突变区域进行准确的定位,图像分辨率较高。由于 PSO 算法是一种相对较新的基于群体的智能计算方法,目前仍有许多问题需要深入研究,而用 PSO 解决 EIT 图像重建问题也存在剖分单元相对较少,计算时间稍长,以及突变区域靠近中心时的成像效果较差等问题,这些都是需要进一步研究解决的问题。

参考文献:

- [1] WEBSTER J G. Electrical impedance tomography[M]. Bristol, England: Adam Hilger, 1990: 1-205.
- [2] BARBER D C, BROWN B H. Applied potential tomography[J]. Journal of Physics E: Scientific Instruments, 1984, 17(9):723-733.
- [3] CHENEY M, ISAACSON D. Issues in electrical impedance imaging [J]. Computing in Science and Engineering, 1995, 2(4): 53-62.
- [4] 罗辞勇,朱清友.改进的电阻抗反投影成像算法[J].重庆大学学报,2009,32(3):243-246.
LUO CI-YONG, ZHU QING-YOU. An improved back-projection algorithm for electrical impedance tomography [J]. Journal of Chongqing University, 2009, 32(3): 243-246.
- [5] 黄嵩,张占龙,姚骏,等.基于混合正则化算法的颅内异物电阻抗成像仿真研究[J].中国生物医学工程学报,2007,26(5):695-699.
HUANG SONG, ZHANG ZHAN-LONG, YAO JUN, et al. Electrical impedance tomography of intracranial foreign body based on mixed regularization algorithm[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2007, 26(5): 695-699.
- [6] 朱学明,王化祥,何世钧,等.基于 RBF 网络和遗传算法的电阻抗图像重建算法[J].天津大学学报:自然科学与工程技术版,2002,35(6):686-690.
ZHU XUE-MING, WANG HUA-XIANG, HE SHI-JUN, et al. Image reconstruction algorithm for electrical impedance tomography based on RBF neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Tianjin University: Science and Technology, 2002, 35(6): 686-690.

- [7] 刘国强. 医学电磁成像[M]. 北京:科学出版社,2006.
- [8] YORKEY T J, WEBSTER J G, TOMPKINS W J, et al. Comparing reconstruction algorithm for electrical impedance tomography [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1987, 34 (11): 843-852.
- [9] KAO T J, KIM B S, ISAACSON D, et al. Reducing boundary effects in statics EIT imaging [J]. Physiological Measurement, 2006, 27(5):13-23.
- [10] KENEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization, neural networks [C]// 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, University of Western Australia, Perth, Australia. [S. l.]: Institute of Electrical & Electronics Engineer, 1995:1942-1948.
- [11] ZENG J C, JIE Q, CUN Z H. Particle swarm optimization algorithm[M]. Beijing: Science publishing Company, 2004.
- [12] 李如琦, 周媛媛. 基于改进粒子群算法的输电网扩展规划[J]. 昆明理工大学学报:理工版, 2009, 34(1), 82-86. LI RU-QI, ZHOU YUAN-YUAN. Planning of power transmission network expansion based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology: Science and Technology, 2009, 34(1), 82-86.
- [13] 赵强, 肖人彬. 改进粒子群算法求解虚拟企业伙伴选择问题[J]. 工业工程与管理, 2009, 14(2), 38-42. ZHAO QIANG, XIAO REN-BIN. Partners selection problem in virtual enterprise based on improve particle swarm optimization algorithm [J]. Industrial Engineering and Management, 2009, 14(2), 38-42.
- [14] YANG G Y. A modified particle swarm optimizer algorithm [C/OL]// The Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instrument, Xi'an, July 18-August 16, 2007 [2007-10-22]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4350772.
- [15] JIA D L, LI L H, ZHANG Y Q, et al. Particle swarm optimization combined with chaotic and gaussian mutation [C/OL] // Processings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, June 21-23, 2006 [2006-10-23]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1712974.
- [16] STACEY A, JANCIC M, GRUNDY I. Particle swarm optimization with mutation [C/OL] // Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation, Canberra, Australia, December 8-12, 2003 [2004-05-24]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1299838.
- [17] CHEN M Y, WU C S, FLEMING P. An evolutionary particle swarm algorithm for multi-objective optimisation [C/OL] // 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, Chongqing, June 25-28, 2008 [2008-08-08]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4593444.
- [18] 罗辞勇, 徐管鑫, 何为. 应用于 APT 驱动模式的 NOSER 成像算法 [J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(3): 321-325. LUO CI-YONG, XU GUAN-XIN, HE WEI. NOSER algorithm applied in APT driven pattern [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 27 (3): 321-325.

(编辑 王维朗)