

DOI: 10.11779/CJGE201407009

基于并行改进遗传算法的三维电阻率反演方法

刘 斌, 王传武, 杨为民*, 李术才, 聂利超, 宋 杰

(山东大学岩土与结构工程研究中心, 山东 济南 250061)

摘 要: 计算效率极低是阻碍遗传算法用于三维电阻率反演的瓶颈, 使得很多对改善反演效果和搜索质量有利但又很耗时的改进方法无法应用到遗传算法中。针对上述问题, 基于遗传算法天然的并行计算特性, 提出了新的多重主从并行计算策略及其算法。提出了初始群体的严格均布产生方法, 以提高初始群体接近最优解的概率; 提出了基于交叉个体适应度差异的比例随机算术交叉算法, 以保证优良个体的遗传竞争优势; 建立了混合变异算法, 将传统的随机变异算法与线性反演中确定性搜索优化算法相结合, 即保持了变异的随机性又控制了优化方向。最后将并行改进遗传算法用于合成算例和实际应用案例中, 发现并行改进遗传算法的计算效率显著提高, 且在寻找最优解、压制假异常、提高反演效果方面具有明显优势, 为实际工程中电阻率探测的三维成像提供了有效途径。

关键词: 三维电阻率反演成像; 并行改进遗传算法; 多重主从并行算法; 比例随机交叉算法; 混合变异算法

中图分类号: TD853.34

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 4548(2014)07 - 1252 - 10

作者简介: 刘 斌(1983 -), 男, 山东高唐人, 副教授, 硕士生导师, 从事岩土工程与勘探地球物理研究。E-mail: liubin0635@163.com。

3D resistivity inversion using improved parallel genetic algorithm

LIU Bin, WANG Chuan-wu, YANG Wei-min, LI Shu-cai, NIE Li-chao, SONG Jie

(Research Center of Geotechnical & Structural Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: The low calculation efficiency of the genetic algorithm (GA) method is an obstacle to 3D resistivity inversion. Moreover, some improved methods which are time-consuming but beneficial for the inversion effect and the search efficiency can not be used in GA due to their low calculation efficiencies. To solve the above problems, a multi-level master-slave parallel computing strategy for GA is put forward based on the natural characteristics of parallel computing. Through this improvement, a generating method for strictly uniform initial population is proposed, with which the initial generation can be closer to the optimal solution. A random-ratio arithmetical crossover algorithm is proposed based on the differences of fitness values between the cross-individuals, which can keep genetic competition advantages of the better individual. Then the joint mutation algorithm is presented, which is the combination of the traditional random mutation algorithm and the deterministic search optimization algorithm in the linear inversion. It can maintain the randomness of the mutation and optimize the mutation direction. Eventually a 3D resistivity inversion using an improved parallelized GA is formed. The performance of the improved parallel GA is evaluated in synthetic and practical cases. The examples illustrate that the improved parallel GA can enhance the calculation efficiency significantly and has obvious advantages in searching the optimal solution, suppressing the false anomaly and obtaining high-quality inversion results. The improved parallel GA provides an effective way for 3D resistivity inversion imaging in practical projects.

Key words: 3D resistivity inversion imaging; improved parallel genetic algorithm; multi-level master-slave parallel computing strategy; random ratio arithmetical crossover algorithm; joint mutation algorithm

0 引 言

地球物理反演方法的发展促进了直流电阻率探测技术的进步。目前三维电阻率探测已经成为主要方式, 一维或二维探测在很多情况下已经不能适应实际需求。而电阻率反演方法也经历了由一维、二维到三维的发展过程, 三维电阻率反演理论和方法是目前研究

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973计划)(2013CB036002, 2014CB046901); 国家重大科研仪器设备研制专项(51327802); 国家自然科学基金重点项目(51139004); 国家自然科学基金青年项目(41102183); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(新教师类)(20110131120070)

收稿日期: 2013 - 10 - 05

*通讯作者

的重点和难点。

目前, 线性反演方法是三维电阻率反演最主要的手段, 线性反演方法具有局部搜索能力强、速度快等优点, 在实际探测工作中应用广泛^[1-8]。三维电阻率反演本身是一个非线性问题, 利用线性方法来解决非线性反演问题必须有一定的简化, 这种简化产生了舍去误差, 导致线性反演存在一定的问题和隐患。三维电阻率线性反演对初始模型的依赖性较强, 由于在实际反演中很难选取合适的初始模型, 使得线性反演经常出现早熟、陷入局部极小、假异常严重等问题, 影响反演效果甚至导致反演失败。近年来, 非线性优化理论在很多领域得到发展和推广, 基于非线性优化理论的反演方法也被引入到电阻率探测领域。非线性反演方法的应用目前主要集中在电阻率一维和二维反演方面, 如神经网络法^[19-24]。人们在应用非线性反演方法时, 发现其具有不依赖初始模型、全局搜索能力强、不易陷入局部最优的特点, 可较好的弥补线性反演方法的缺点。但由于多数非线性方法是启发性搜索, 搜索点很多(多达几十个甚至上百个), 导致每代反演中需要进行几十次甚至上百次正演模拟, 耗时巨大, 反演效率极低。相比而言, 线性反演方法每代反演仅需要一次正演模拟, 计算量远小于非线性反演方法。尤其对于三维电阻率反演, 待求参数多达几百个甚至上千个, 现有非线性反演技术很难具备应用到三维电阻率反演的可行性。

笔者等^[25]曾发表了一篇关于改进遗传算法用于三维电阻率反演的文章, 是利用非线性方法解决三维电阻率反演问题的一次有益尝试, 并在合成算例和实际案例中得到了验证。但具体而言, 遗传算法用于三维电阻率反演还存在着一些关键问题。其主要问题是反演效率低下, 在文献[25]中每一代反演耗时达到40~60 min, 以10代反演为例总体耗时高达400~600 min, 这显然与实际工程需要存在着很大差距。由于遗传算法反演效率低下, 又派生了更为严重的问题, 一些对改善反演效果和搜索质量有利但又很耗时的改进方法无法应用到遗传算法中。例如, 初始群体的严格均布产生技术对搜寻最优解附近的优良个体很有作用, 但由于需要上百个初始个体作为搜索基数(意味着初始反演中需要上百次正演模拟), 难以用于改进遗传算法。本质上讲, 计算效率极低是阻碍遗传算法用于三维电阻率反演的瓶颈问题, 解决该瓶颈问题可为更有效的改进遗传算法的搜索能力提供前提。

针对上述问题, 考虑到遗传算法具有天然的并行计算特性, 本文提出了利用并行算法解决遗传算法搜索效率瓶颈问题的思路。值得说明的是, 本文并不是

对遗传算法进行简单的并行改造。在合理的并行计算策略和算法的基础上, 提出了初始群体的严格均布产生方法以改善初始群体的优良程度, 采用了小生境技术维护种群的多样性, 提出了比例随机算术交叉算法以保证优良个体的竞争优势, 建立了混合变异算法, 将传统的随机遗传变异算法与线性反演中确定性搜索优化算法相结合, 最终形成了基于并行改进遗传算法的三维电阻率反演方法。

1 基于并行改进遗传算法的三维电阻率反演方法

遗传算法是模拟生物在自然环境中遗传进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法^[26-27], 其本质是在解空间上选取若干个搜索点, 以某种目标函数为导向实施优化搜索。遗传算法的优化效果取决于初始群体中搜索点的质量与数量、遗传操作的优化算法以及搜索方向控制、种群的多样性、优良个体的竞争能力等。三维电阻率反演的反演参数高达上百个甚至上千个, 属于大型反问题。对于这种大型反问题, 遗传算法的种群规模较大, 个体数量应在几十个至上百个, 计算量巨大, 采用并行计算策略是十分必要的。本文提出的基于并行计算的改进遗传算法三维电阻率反演方法及其流程见图 1, 主要包括参数设置、初始群体严格均布产生、数值正演与适应度计算、小生境操作、比例随机算术交叉操作、混合变异操作等过程。

本文将三维电阻率有限元模型作为参数化模型, 假设 N 为观测数据的数量, M 为模型参数的数目, 假定 n 为群体的大小(即群体中包含的个体的数量), $m_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 所表示的模型参数向量为群体中的第 i 个个体。采用实数编码方法, 将每个参数用对应其真实值的浮点数来表示。

1.1 三维电阻率反演遗传算法的多重主从并行方法

遗传算法的并行计算模型可分为主从式模型、细粒度模型和粗粒度模型。主从式模型指只在计算个体适应度时采用并行计算, 而其他部分依然采用串行计算, 一般情况下适应度计算是最耗时的遗传操作步骤, 采用主从式并行模式简单易行, 且抓住了主要矛盾, 是常用的并行计算策略^[28-29]。

在三维电阻率反演中每一个代遗传操作均需要针对每个个体进行正演计算, 以求取对应模型的地球物理响应。由于不同个体的正演计算是彼此独立的, 因此利用主从并行模式进行三维电阻率并行遗传算法反演具有天然的合理性, 这就回答了遗传算法并行计算的可行性问题。在文献[25]中笔者提出了用于三维电阻率反演的改进遗传算法, 若本文仅是在此基础上对

改进遗传算法进行简单的主从式并行改造，则仅能提高其计算效率，而对反演效果的改善并无作用，这显然是不合理的。

台，应用基于共享内存的多处理器多线程并行系统。本文采用 Fork-Join 的执行模式，以 Open MP 作为并行实现方法，使得程序自动分配线程进行并行化计算，实现了对初始群体产生、正演模拟和变异操作的并行计算。Open MP 作为程序扩展接口，可以提供编译指令、指导命令、函数调用和环境变量，具有移植性高的特点。

假设初始遗传种群中个体的数量为 N_p ，假设计算机线程数量为 M_c 。初始群体产生、适应度计算和线性反演变异是改进遗传算法最耗时的 3 个部分，据多个算例统计这 3 个部分耗时占总耗时超过 90%，本文提出的多重主从并行策略涵盖了这 3 个最耗时的部分，具体如下：

(1) 在初始群体产生阶段，采用严格均布产生技术，使得初始个体均匀的分布在解空间上，为了使初始群体有足够大的概率获得真实解附近的个体分布，须定义足够大的初始群体规模，即初始群体个体数量远远高于后续的遗传群体，即 $N_p \gg n$ 。由于初始群体包含的个体数量巨大，传统的串行计算策略根本无法实现，本文采用分块并行策略，将计算任务平均分配给计算机线程，见图 1。

(2) 在适应度值计算阶段，根据初始群体的正演结果，优选适应度最佳的 n 个个体组成新的遗传群体，将每代遗传操作中 n 个个体的正演计算任务平均分配给计算机线程，以提高计算效率，见图 1。

(3) 在变异操作阶段，由于引入了线性反演中模型增量计算方法，耗时也比较长，因此针对选中进行线性反演变异的个体进行并行计算，将变异计算任务平均分配给计算机线程，见图 1。

1.2 初始群体的严格均布产生方法

传统遗传算法的初始群体一般采用随机产生的方法来获取，由于随机选择的不确定性，使得初始群体很难包含或者接近最优解，使得后期遗传迭代中在有限进化代数内靠近最优解的困难增加，容易导致早熟或者不收敛。为了克服该问题，笔者在文献[25]中采用了初始群体的近似均匀产生方法，通过限定个体之间的“海明距离”来强制个体较为“稀疏”的分散的空间上，但这种分散不是真正的均匀，也存在着过早收敛的风险。针对该问题，本文采用初始群体的严格均布产生方法，通过均匀设计方法来产生均匀的初始群体，具体步骤是：首先，基于好格子点法建立均匀设计表，确定各参数的操作范围与不同种群规模所对应的初始种群；然后，根据均匀设计表进行实验计算，最后依据计算结果选择最佳的参数设定值^[30-31]，具体算法参考文献[30]，本文不再赘述。为了提高初始群

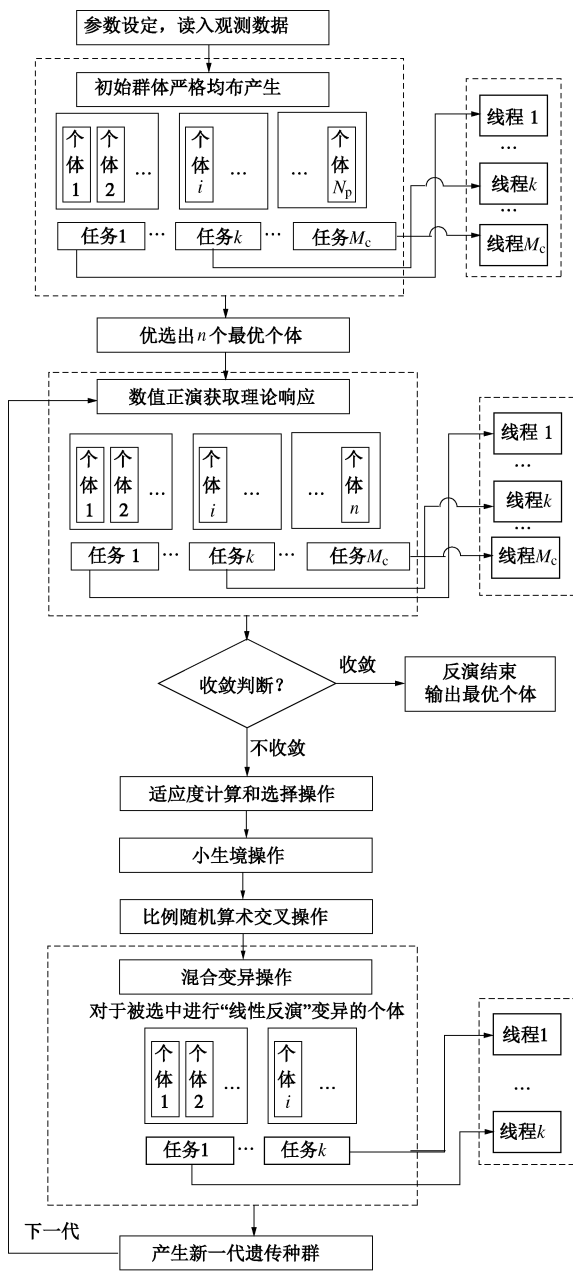


图 1 基于并行算法的改进遗传算法反演流程

Fig. 1 Flow chart of inversion method using improved parallel genetic algorithm

针对三维电阻率反演问题，本文采用一种新的多重主从并行模式，并非只在适应度计算（即每个个体正演模拟）时实施并行策略，而是在初始群体产生、正演模拟和变异操作中均采用并行计算策略，是一种多层次的并行计算方法。近年来，多核单机计算机技术发展迅速，为小型并行计算提供了低廉便捷的通用平台。为提高本文并行改进遗传算法反演方法的普适性，本文的并行算法以多核 CPU 单机计算机为实现平

体覆盖或者接近最优解的能力, 须使初始群体的规模远远大于后续的遗传种群规模。

初始群体产生之后, 需要评价每个初始个体的优劣, 通过以每个初始个体为模型进行正演计算, 依据目标函数的优劣对初始个体进行由小到大排队, 取前 n 个作为最优个体, 也是后续遗传操作的种群构成。

1.3 三维电阻率反演目标函数与适应度值计算

对于三维电阻率反演而言, 每次反演迭代中目标函数值的优劣决定了优化逼近的效果, 因此适应度值的计算必须以反演目标函数的计算为基础。本文提出了携带光滑约束与不等式约束的三维电阻率反演的目标函数, 如式(1)。与笔者已发表文献[25]不同的是, 目标函数的第二项由 $\lambda(\mathbf{C}\mathbf{m}_i)^\top(\mathbf{C}\mathbf{m}_i)$ 改为了 $\lambda(\mathbf{C}\Delta\mathbf{m}_i)^\top(\mathbf{C}\Delta\mathbf{m}_i)$, 因为使得模型增量光滑更加合理, 其数量级和第一项相差不多, 更容易调整二者的权重。

$$\Phi_i = (\mathbf{d}_{mi} - \mathbf{d})^\top (\mathbf{d}_{mi} - \mathbf{d}) + \lambda(\mathbf{C}\Delta\mathbf{m}_i)^\top (\mathbf{C}\Delta\mathbf{m}_i)$$

$$\text{subject to } \rho_{\min k} < m_{ik} < \rho_{\max k}, \quad (1)$$

式中, Φ_i 为对应于第 i 个个体的目标函数值, \mathbf{d} 为实际观测的视电阻率数据向量, \mathbf{d}_{mi} 表示对应于 \mathbf{m}_i 的理论视电阻率观测数据, $\Delta\mathbf{m}_i$ 是个体 \mathbf{m}_i 的增量向量, \mathbf{C} 为光滑度矩阵, 使得相邻网格之间的电阻率光滑过渡, λ 表征反演目标函数中第二项的权重, m_{ik} 为第 i 个个体中的第 k 个参数, $\rho_{\min k}$ 和 $\rho_{\max k}$ 分别为第 k 个模型参数取值范围的下限与上限。

在进行正演计算后, 可对反演过程是否收敛进行判断, 收敛的标准是理论观测数据与实际观测数据之间的均方差满足收敛判据 $\text{rus} < \varepsilon_{\text{inv}}$ ($\text{rus} = \sqrt{\Delta\mathbf{d}^\top \Delta\mathbf{d} / N}$, ε_{inv} 为反演收敛的容许值)。

在个体目标函数的基础上可计算出个体的适应度值, 适应度值表征了群体中个体之间的相对优良程度, 第 i 个个体的适应度值 F_i 表示如下^[25]:

$$F_i = \begin{cases} C_{\max} - \Phi_i & (\Phi_i < C_{\max}) \\ 0 & (\Phi_i \geq C_{\max}) \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, N_p), \quad (2)$$

式中, C_{\max} 为一个相对较大的实数。

在遗传优化过程中的选择操作中采用比例选择方法和最优保存策略。

1.4 小生境操作

在遗传算法中, 维护群体的多样性是防止陷入局部最优和早熟的有效途径, 而小生境技术主要用于维护群体的多样性, 通过引入反映个体之间相似程度的共享函数来调整群体中个体的适应度, 通过控制个体之间的海明距离来保持群体的多样性, 避免多个个体集中在某一搜索区域附近。在小生境操作的基础上, 基于调整后的适应度值实施后续的遗传操作, 对保持群体的多样性具有积极作用^[26-32]。

共享函数如下所示:

$$\text{sh}(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - (d_{ij} / \sigma_s) & (d_{ij} < \sigma_s) \\ 0 & (d_{ij} > \sigma_s) \end{cases}, \quad (3)$$

式中, d_{ij} 表示个体之间的海明距离, σ_s 为小生境的半径, 表示较好个体之间的最小距离, 通常为 $\sigma_s = 0.1$ 。

共享度定义为某个体与群体内其他各个个体之间的共享函数值之和, 个体 i 的共享度 S_i 表示如下:

$$S_i = \sum_{j=1}^{N_p} \text{sh}(d_{ij}) \quad (j \neq i) \quad (4)$$

计算出个体 i 的适应度之后, 根据下式调整个体 i 的适应度值:

$$F'_i = \frac{F_i}{S_i}, \quad (5)$$

式中, F'_i 为调整后的个体 i 的适应度值。小生境技术可以限制群体内相近个体的大量增加, 从理论上可保持群体多样性。

1.5 比例随机算术交叉算法

交叉概率 p_c 采用自适应调整的方法, 交叉运算是产生新个体的主要方法, 它决定了遗传算法的全局搜索能力。在文献[25]中笔者采用了均匀算术交叉策略进行交叉计算, 在均匀算术交叉策略中, 两个个体的“基因”遗传竞争能力是均等的, 适应度值更好的个体在交叉中并不具备竞争优势, 容易出现“优良”基因淘汰的风险。为了保证适应度值高的个体的“基因”在交叉操作中具有更优的竞争力, 本文提出了基于个体适应度值的比例随机算术交叉算法。算术交叉算法中由两个个体的线性组合而得到两个新的个体(如式(6)), 在父代中, 两个交叉个体的权重系数(即 $\mu_1, 1 - \mu_1, \mu_2, 1 - \mu_2$) 是随机产生的, 决定了对应个体的竞争能力, 也就是说新一代个体更接近权重系数较大的父代个体。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{m}_i^{(k+1)} &= \mu_1 \mathbf{m}_j^{(k)} + (1 - \mu_1) \mathbf{m}_i^{(k)}, \\ \mathbf{m}_j^{(k+1)} &= \mu_2 \mathbf{m}_j^{(k)} + (1 - \mu_2) \mathbf{m}_i^{(k)}, \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{m}_i^{(k+1)}$ 与 $\mathbf{m}_j^{(k+1)}$ 为新一代个体, $\mathbf{m}_i^{(k)}$ 与 $\mathbf{m}_j^{(k)}$ 是父代个体, μ_1 和 μ_2 是随机产生的权重系数。

比例随机算术交叉算法的主要思想是, 基于父代个体适应度值的大小, 通过控制权重系数的随机产生概率, 使得适应度值较高的父代有较高的概率以产生较大的权重系数。这样, 权重系数的产生方式是某种概率控制下的“随机行为”, 是一种“伪随机”方式。本文采用正态分布来控制权重系数的随机产生, 式(7)是正态分布的密度表达式, 令 $\sigma = 0.25$, 其曲线形态见图2。假设式(6)中父代个体 \mathbf{m}_j 对应的适应度值 F_j 大于 \mathbf{m}_i 的适应度值 F_i , 令 $\mu = \frac{F_j}{F_i + F_j}$ 。将图2中

[0, 1]区间平均分为 n 段, 假设正态分布曲线在[0, 1]区间内与横轴的包络面积为 A , 第 i 段与横轴的包络面积为 A_i (见图2中阴影部分), 那么 μ_1 和 μ_2 分布在第 i 段的概率为 A_i/A , 显然, 越靠近 μ 的区域产生 μ_1 和 μ_2 的概率越高, 对应的父代个体的遗传竞争力越强。可见, 利用本文提出的比例随机算术操作方法, 可使得子代新个体更接近适应度值更高的父代个体, 使得优良基因得以保留, 同时由于 μ_1 和 μ_2 的产生仍具有一定的随机性, 使得新一代个体保持了一定的多样性。

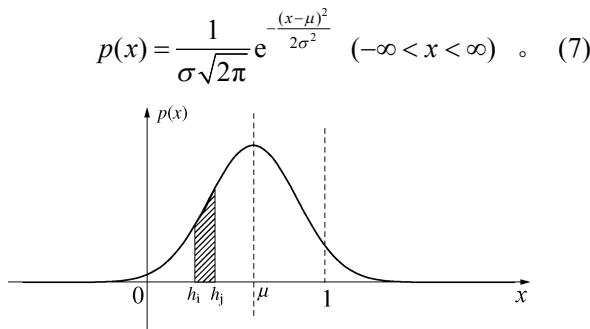


图2 正态分布曲线

Fig. 2 Curve of normal distribution

1.6 混合变异算法

变异概率 p_m 亦采用自适应调整的方法, 遗传算法中的变异操作本质上是在原有个体附近的局部搜索, 由于遗传算法强调随机性, 在变异操作中对变异的“方向”和“幅值”不做任何限制或引导, 其优点是保证了遗传种群的多样性。但是, 由于三维电阻率反演中参数高达数百个甚至上千个, 基于随机扰动的变异操作产生更坏个体的几率也较大, 很多情况下使得反演目标函数出现反复和震荡, 很难实现单调收敛, 轻者降低了反演效率, 严重者导致反演不收敛。

为了在保证种群变异多样性的同时优化变异方向和搜索效率, 本文提出了混合变异算法, 将传统的随机遗传变异算法与线性反演中确定性搜索优化算法相结合。其基本思想如下:

(1) 依照变异概率 p_m 选取出参与变异的个体。

(2) 随机选择变异算法, 若 $\text{random}(0, 1) = 1$ (即在0和1之间随机挑选一个整数, 下同), 则选择传统的非均匀随机算术变异算法, 表达式如下^[26]:

$$\rho'_i = \begin{cases} \rho_i + \Delta(t, \rho_{\max_i} - \rho_i) & (\text{random}(0,1) = 0) \\ \rho_i - \Delta(t, \rho_i - \rho_{\min_i}) & (\text{random}(0,1) = 1) \end{cases}, \quad (8)$$

式中, ρ_i 是变异前个体 m_i 的参数, ρ'_i 是变异后个体 m'_i 的参数, $\Delta(t, \omega)$ (ω 代表 $\rho_{\max_i} - \rho_i$ 或 $\rho_i - \rho_{\min_i}$)表示[0, ω]范围内的非均匀分布的随机数, 表示如下:

$$\Delta(t, \omega) = \omega(1 - \text{ran}^{(1 - \frac{t}{t_{\max}})^B}), \quad (9)$$

式中, ran 表示[0, 1]范围内一个符合均匀概率分布的

随机数, B 表征了 $\Delta(t, \omega)$ 值对进化代数 t 的依赖程度, t_{\max} 是最大遗传代数。

(3) 若 $\text{rand}[0,1] = 0$, 则借鉴最小二乘反演方法中对优化方向的控制技术, 实施确定性的变异操作。对于被选中采取确定性反演的个体, 假设其变异增量为 Δm , 则可由下式求得 Δm ^[25, 33]:

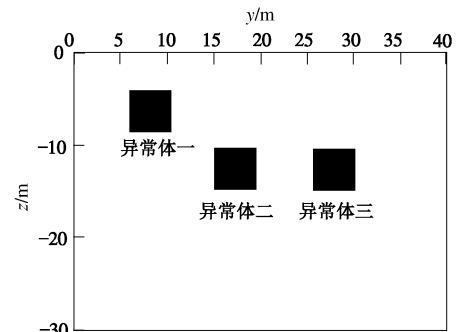
$$(A^T A + \lambda C^T C) \Delta m = A^T \Delta d, \quad (10)$$

式中, Δd 为实际观测数据与正演理论数据的差向量, A 为偏导数矩阵, 表示模型的理论观测数据对模型参数的偏导数, C 为光滑度矩阵, 使相邻网格电阻率差异极小, λ 决定了光滑约束的权重。由于线性反演在局部搜索中的显著优势, 其优化方向基本呈单调收敛的趋势, 出现适应度较差的个体的几率大大降低, 理论上可有效的控制变异优化方向和进化速度。

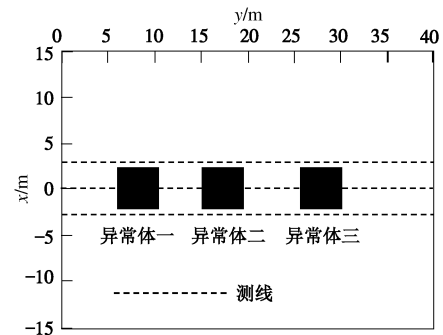
2 合成算例验证

2.1 算例一

原型如图3, 模型中赋存3个异常体, 其中异常体一的电阻率为20 Ωm , 异常体二的电阻率为800 Ωm , 异常体三的电阻率为150 Ωm , 背景电阻率均一, 为500 Ωm , 布置了3条测线, 测量方式为施伦贝谢尔形式, 合成数据中含有3%的随机噪声。



(a) 立面图



(b) 平面图

图3 算例一原型

Fig. 3 Model for example 1

利用本文提出的并行改进遗传算法对合成观测数据进行反演, 反演三维模型数量为3200个 (即反演参

数为 3200 个, x, y, z 方向上的剖分数量分别是 20 个 \times 40 个 \times 40 个), 初始种群的个体数量为 120 个, 后续遗传种群个体数量为 20 个, 经多次验证, 认为 λ 的合理取值在 0.02~0.1, 本算例取 $\lambda = 0.05$ 。通过分析观测数据的分布特点, 对模型参数的不等式约束设置为统一标准, 为 1~1000 Ωm 。计算机配置为 6 核, 12 线程, CPU 主频 3.3 GHz, 以下算例相同。因此, 本算例采用 12 线程并行计算。反演遗传代数为 10 代, 总耗时为 55 min, 反演过程中 rus 由 30.24 Ωm 降至 3.57 Ωm 。为了同笔者之前提出的非并行遗传算法^[25]的计算效率和反演结果进行对比, 采用文献[25]中提出的改进遗传算法对本算例合成数据进行反演, 种群规模为 20, 遗传代数也为 10 代, 总耗时为 467 min。表 1 中给出了两种方法主要耗时单元的时间消耗, 可见, 采用并行算法之后, 数值正演和变异操作部分耗时大幅度降低; 由于本文采用了初始群体严格均布产生的方法, 需要进行 120 次正演, 这部分耗时比文献[25]方法要耗时; 并行改进 GA 的总耗时是非并行改进 GA 的约 1/9, 并行算法在提高计算效率方面的效果是非常显著的。

表 1 两种反演方法的耗时情况对比

Table 1 Computing time using two inversion methods

反演方法	总耗时	初始群体产生	数值正演	变异操作
并行改进 GA (12 线程)	55 min	约 16 min	约 26 min	约 8 min
改进 GA (单线程)	467 min	<5 s	约 280 min	约 180 min

图 4, 5 分别是并行改进遗传算法和非并行遗传算法的反演结果, 分析可发现, 以往遗传算法的反演结果 (图 5) 能够大致反映 3 个异常体的位置, 但其形态、电阻率幅值与原模型相差较大, 且存在一些假异常, 给解释工作带来干扰。而采用本文并行改进遗传算法得到的反演结果与原模型较为一致, 其形态、幅值、位置等, 基本满足要求, 基本没有假异常存在。可见, 本文在对遗传算法并行化的基础上, 所实施的初始群体产生、小生境操作、随机比例交叉和混合变异等改进措施, 对压制多解性、提高反演效果和寻找最优解等都具有积极的作用。

同时, 笔者也利用传统的最小二乘反演方法对上述算例的理论观测数据进行了反演处理, 与本文的并行遗传算法反演结果相比, 最小二乘反演结果的假异常多、定位不准确、成效效果差, 但耗时较少 (约是并行遗传算法的三分之一), 但由于篇幅所限, 本文中不给出传统最小二乘反演结果的图件。

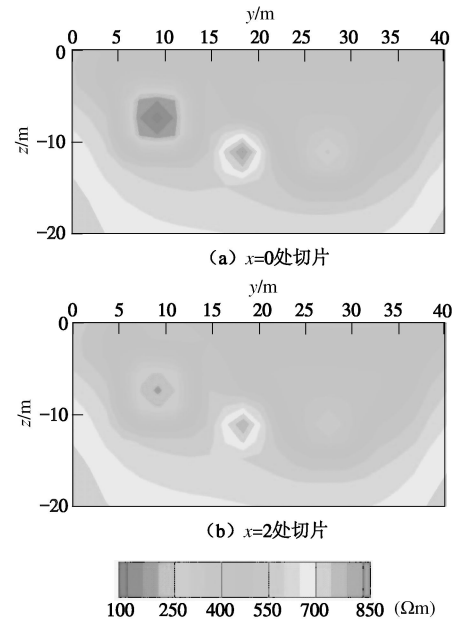


图 4 并行改进遗传算法反演结果

Fig. 4 Inversion results using improved parallel GA

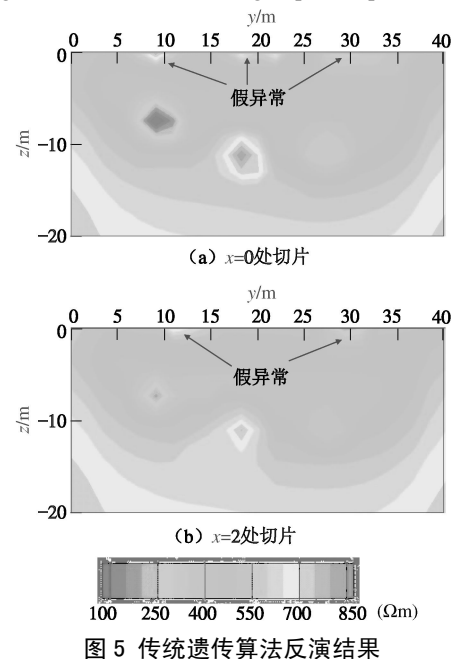


图 5 传统遗传算法反演结果

Fig. 5 Inversion results using traditional GA

2.2 算例二

原型如图 6, 模型中分别存在两个低阻异常, 其中一个异常体呈倾斜赋存, 二者的电阻率均为 10 Ωm , 其余部分电阻率均一, 为 500 Ωm , 布置了 3 条测线, 测量方式为施伦贝谢尔形式, 在合成数据中加入了 5% 的随机干扰。

同样, 分别采用并行改进遗传算法和非并行遗传算法分别对合成观测数据进行反演, 三维反演模型的网格数量为 3600 个 (x, y, z 方向上的剖分数量分别是 30 个 \times 40 个 \times 30 个)。并行改进遗传算法的初始种群的个体数量为 100 个, 后续遗传种群个体数量为 20

个, 不等式约束设置为 $1 \sim 700 \Omega\text{m}$, 反演遗传代数 为 10 代, 反演过程中 rus 由 $37.05 \Omega\text{m}$ 降至 $2.84 \Omega\text{m}$ 。非并行遗传算法种群规模为 20, 遗传代数也为 10 代, 反演过程中 rus 由 $83.79 \Omega\text{m}$ 降至 $17.46 \Omega\text{m}$ 。两种方法的耗时对比见表 2, 同样可见遗传算法并行化所带来的计算效率的显著提升效果。

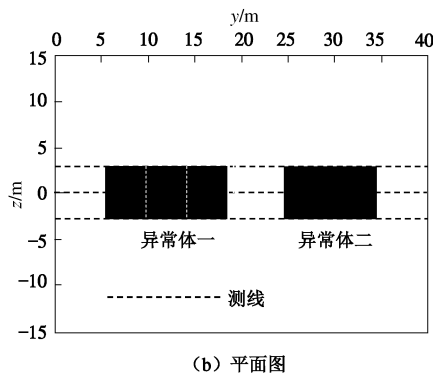
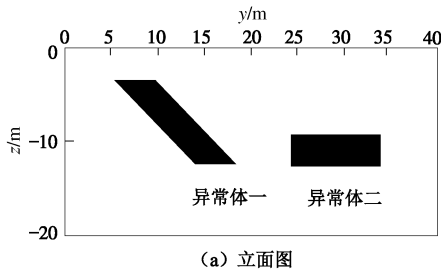


图 6 算例二原型

Fig. 6 Model for example 2

表 2 两种反演方法的耗时情况对比

Table 2 Computing time using two inversion methods

反演方法	总耗时	初始群体产生	数值正演	变异操作
并行改进 GA (12 线程)	53 min	约 13 min	约 27 min	约 9 min
改进 GA (单线程)	495 min	<5 s	约 290 min	约 200 min

两种方法的反演结果分别见图 7, 8, 可见非并行 GA 反演结果中, 两个低阻体成像为同一个低阻体, 形态与原型有一定差别, 给解释带来一定的误导。本文的并行改进 GA 的反演结果中, 两个异常体边界分明, 各自的形态、位置和电阻率幅值均较接近原型, 尤其在边界分辨方面有明显改进。上述两个合成算例验证了本文反演方法的有效性、可靠性和稳定性。

3 实际工程应用

某隧道施工中底板出现涌水, 涌水量达 $200 \text{ m}^3/\text{h}$, 为查清隧道底板下方的涌水通道和含水层, 采用三维电阻率探测方法对底板进行探测, 测线布置见图 9, 在涌水点附近总共布置 3 条测线, 测线长度为 20 m, 采用温纳装置进行测量。

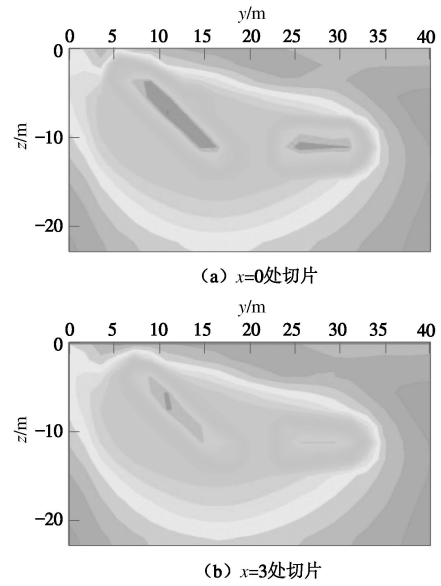


图 7 并行改进遗传算法反演结果

Fig. 7 Inversion results using improved parallel GA

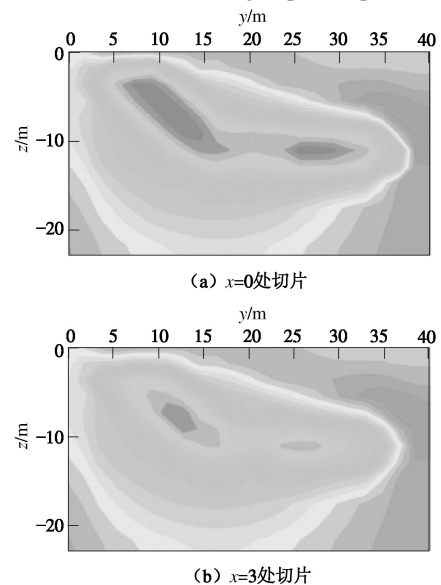


图 8 传统的遗传算法反演结果

Fig. 8 Inversion results using traditional GA

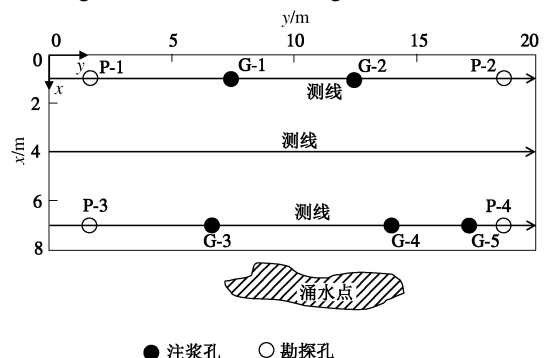


图 9 三维电阻率探测测线布置图

Fig. 9 Layout of 3D DC resistivity detection

利用本文提出的并行改进遗传算法对测量数据进行反演, 反演区域范围为 8 m (x 方向), 20 m (y 方向) 和 10 m (z 方向), 反演网格数为 3200 个, 初始种群中个体的数量为 100 个, 后续遗传种群的个体数量为 20 个。反演代数数为 10 代, 共耗时 49 min (传统非并行遗传算法的耗时约为 487 min, 是并行遗传算法的 9.94 倍), 反演结果见图 10, 其中图 10 (a) 为三维反演图, 图 10 (b) 和 10 (c) 分别为 $x=1$ m 和 $x=7$ m 处的切片。可见在三维结果中在地表以下 8 m 位置附近存在明显的低阻区域, 推断为含水层。在 $x=1$ m 的切片图中可看出在含水层中存在着 2 个厚度突然变大的区域, 推断为主要的导水通道; 在 $x=7$ m 的切片图中可看出在含水层中存在着 3 个厚度突然变大的区域, 推断为主要的导水通道。

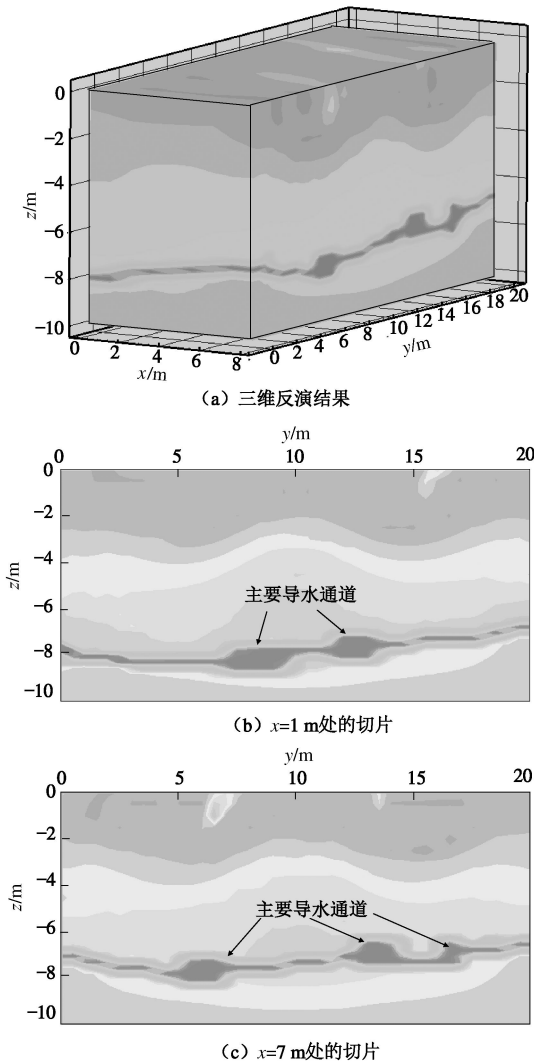


图 10 三维电阻率并行改进遗传算法反演结果

Fig. 10 3D resistivity inversion results using improved parallel GA

为了进一步验证探测结果并进行注浆封堵, 依据三维电阻率探测结果布置了 5 个注浆孔和 4 个探测孔, 其中关键注浆位置应为主要导水通道, 因此注浆孔选

取的平面位置与 $x=1$ m 和 $x=7$ m 处切片所揭露的导水通道位置一致。9 个钻孔所揭示的钻孔柱状图见图 11, 可见钻孔结果与三维电阻率探测结果基本一致, 注浆孔 G1-G5 分别揭露了岩溶管道, 其垂直距离与三维电阻率探测结果有一定的差别, 但在可接受的范围之内, 验证了本文并行改进遗传算法的良好反演效果。经过由注浆孔治理封堵, 很好的治理了隧道底板位置的涌水, 保障了正常施工。

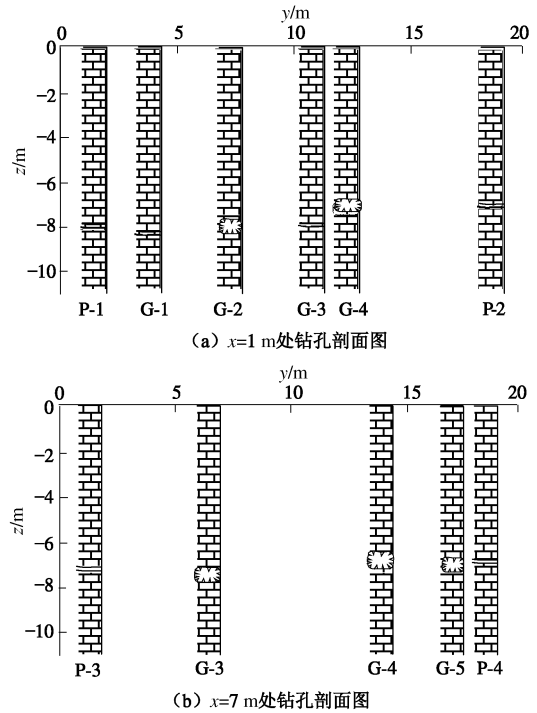


图 11 钻孔揭示的地质剖面图

Fig. 11 Geological sections by drilling

4 结 论

(1) 本文针对遗传算法用于三维电阻率反演的计算效率极低的问题, 在探索出合理的并行计算策略和算法的基础上, 对遗传算法进行了很多有益的改进, 如初始群体的严格均布产生方法、小生境技术、比例随机算术交叉算法、混合变异算法等, 从理论上讲, 这些改进对提高寻找最优解能力、维护种群多样性、保持优良个体遗传竞争力、控制优化变异方向等有积极作用。

(2) 合成算例表明, 本文提出的并行改进遗传算法不但在计算效率方面比原有遗传算法具有显著优势, 而且可较好的表征原模型异常体的形态、位置及电阻率幅值等信息。实际应用案例验证了并行改进遗传算法的实用性和可靠性, 反演结果与实际情况较为一致, 反演效率和反演结果的可靠性均可满足工程需要。

(3) 目前对三维电阻率探测的时效性要求越来越

高,特别是在煤矿等地下工程的底板突涌水灾害监测、环境地球物理的污染物运移监测等领域中人们把电阻率法作为一种实时动态监测方法,要求反演处理要快以便做出快速预警和判断。本文是针对多核CPU单机计算机进行的遗传算法并行化改造,由于单机计算机的计算线程有限,对计算效率的提升效果不如计算工作站或计算机机群。因此基于工作站或机群的并行遗传算法是下一步的研究重点,旨在将计算耗时控制在低于十分钟的水平。

参考文献:

- [1] SASAKI Yutaka. 3D resistivity inversion using the finite-element method[J]. *Geophysics*, 1994, **59**(11): 1839 - 1848.
- [2] 黄俊革, 阮百尧, 鲍光淑. 基于有限单元法的三维地电断面电阻率反演[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2004, **35**(2): 295 - 299. (HUANG Jun-ge, RUAN Bai-yao, BAO Guang-shu. Resistivity inversion on 3D section based on FEM[J]. *Journal of Central South University (Natural Science)*, 2004, **35**(2): 295 - 299. (in Chinese))
- [3] 底青云, 王妙月. 积分法三维电阻率成像[J]. *地球物理学报*, 2001, **44**(6): 843 - 852. (DI Qing-yun, WANG Miao-yue. 3-D resistivity tomography by integral method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2001, **44**(6): 843 - 852. (in Chinese))
- [4] ZHANG Jie, RANDALL L Mackie, THEODORE R. Madden. 3-D resistivity forward modeling and inversion using conjugate gradients[J]. *Geophysics*, 2008, **60**(5): 1313 - 1325.
- [5] 吴小平, 徐果明. 利用共轭度法的电阻率三维反演研究[J]. *地球物理学报*, 2000, **43**(3): 420 - 426. (WU Xiao-ping, XU Guo-ming. Study on 3D resistivity inversion using conjugate gradient method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2000, **43**(3): 420 - 426. (in Chinese))
- [6] 宛新林, 席道瑛, 高尔根, 等. 用改进的光滑约束最小二乘正交分解法实现电阻率三维反演[J]. *地球物理学报*, 2005, **48**(1): 439 - 444. (WAN Xin-lin, XI Dao-ying, GAO Er-gen, et al. 3-D resistivity inversion by the least-squares QR factorization method under improved smoothness constraint condition[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2005, **48**(1): 439 - 444. (in Chinese))
- [7] 刘斌, 李术才, 李树忱, 等. 基于不等式约束的最小二乘法三维电阻率反演及其算法优化[J]. *地球物理学报*, 2012, **55**(1): 260 - 268. (LIU Bin, LI Shu-cai, LI Shu-chen, et al. 3D electrical resistivity inversion with least-squares method based on inequality constraint and its computation efficiency optimization[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2012, **55**(1): 260 - 268. (in Chinese))
- [8] 刘斌, 李术才, 聂利超, 等. 基于自适应加权光滑约束与PCG算法的三维电阻率探测反演成像[J]. *岩土工程学报*, 2012, **34**(9): 1646 - 1653. (LIU Bin, LI Shu-cai, NIE Li-chao, et al. Inversion imaging of 3D resistivity detection using adaptive-weighted smooth constraint and PCG algorithm[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2012, **34**(9): 1646 - 1653. (in Chinese))
- [9] JIMMY Stephen, MANOJ C, SINGH S B. A direct inversion scheme for deep resistivity sounding data using artificial neural networks[J]. *Journal of Earth System Science*, 2004, **113**(1): 49 - 66.
- [10] SINGH U K, TIWARI R K, SINGH S B. One-dimensional inversion of geo-electrical resistivity sounding data using artificial neural networks—a case study[J]. *Computers & Geosciences*, 2005, **31**(1): 99 - 108.
- [11] SINGH U K, TIWARI R K, SINGH S B. Inversion of 2-D DC resistivity data using rapid optimization and minimal complexity neural network[J]. *Nonlin Processes Geophys*, 2010, **17**: 65 - 76.
- [12] 徐海浪, 吴小平. 电阻率二维神经网络反演[J]. *地球物理学报*, 2006, **49**(2): 584 - 589. (XU Hai-lang, WU Xiao-ping. 2D resistivity inversion using the neural network method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2006, **49**(2): 584 - 589. (in Chinese))
- [13] EL-QADY G, USHIJIMA K. Inversion of DC resistivity data using neural networks[J]. *Geophysical Prospecting*, 2001, **49**: 417 - 430.
- [14] DITTMER J K, SZYMANSKI J E. The stochastic inversion of magnetic and resistivity data using the simulated annealing algorithm[J]. *Geophysical Prospecting*, 1995, **43**: 397 - 416.
- [15] 卢元林, 王兴泰, 王若, 等. 电阻率成像反演中的模拟退火方法[J]. *地球物理学报*, 1999, **42**(增刊 1): 225 - 233. (LU Yuan-lin, WANG Xing-tai, WANG Ruo, et al. The simulated annealing method of electrical resistivity tomography[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 1999, **42**(S1): 225 - 233. (in Chinese))
- [16] CHUNDURU R K, SEN M K, STOFFA P L, et al. Nonlinear inversion of resistivity profiling data for some regular geometrical bodies[J]. *Geophysical Prospecting*, 1995, **43**(8): 979 - 003.
- [17] CHUNDURU R K, SEN M K, STOFFA P L. 2-D resistivity inversion using spline parameterization and simulated annealing[J]. *Geophysics*, 1996, **61**(1): 151 - 161.
- [18] SEN M K, BHATTACHARYA B B, STOFFA P L.

- Nonlinear inversion of resistivity sounding data[J]. *Geophysics*, 1993, **58**(4): 496 - 507.
- [19] 王兴泰, 李晓芹, 孙仁国. 电测深曲线的遗传算法反演[J]. *地球物理学报*, 1996, **39**(2): 279 - 285. (WANG Xing-tai, LI Xiao-qin, SUN Ren-guo. The inversion of resistivity sounding curve using genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 1996, **39**(2): 279 - 285. (in Chinese))
- [20] 李帝铨, 王光杰, 底青云, 等. 基于遗传算法的 CSAMT 最小构造反演[J]. *地球物理学报*, 2008, **51**(4): 1234 - 1245. (LI Di-quan, WANG Guang-jie, DI Qing-yun, et al. The application of Genetic Algorithm to CSAMT inversion for minimum structure[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2008, **51**(4): 1234 - 1245. (in Chinese))
- [21] MADAN K Jha, KUMAR S, CHOWDHURY A. Vertical electrical sounding survey and resistivity inversion using genetic algorithm optimization technique[J]. *Journal of Hydrology*, 2008, **359**: 71 - 87.
- [22] 闫永利, 陈本池, 赵永贵, 等. 电阻率层析成像非线性反演[J]. *地球物理学报*, 2009, **52**(3): 758 - 764. (YAN Yong-li, CHEN Ben-chi, ZHAO Yong-gui, et al. Nonlinear inversion for electrical resistivity tomography[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2009, **52**(3): 758 - 764. (in Chinese))
- [23] BAŞOKUR A T, AKCA I. Object-based model verification by a genetic algorithm approach: Application in archeological targets[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2011, **74**(4): 167 - 174.
- [24] BOSCHETTI F, DENTITH M C, LIST R D. Inversion of potential field data by Genetic Algorithms[J]. *Geophysical Prospecting*, 1997, **45**(3): 461 - 478.
- [25] LIU B, LI S C, NIE L C, et al. 3D resistivity inversion using an improved Genetic Algorithm based on control method of mutation direction[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2012, **87**: 1 - 8.
- [26] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西南交通大学出版社, 2002. (WANG Xiao-ping, CAO Li-ming. Genetic algorithm—theory, application and software[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002. (in Chinese))
- [27] 姚磊华, 李竞生. 综合改进的遗传算法反演三维地下水流模型参数[J]. *岩石力学与工程学报*, 2004, **23**(4): 625 - 630. (YAO Hua-lei, LI Jing-sheng. Parameters identification of 3D groundwater flow model with improved genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2004, **23**(4): 625 - 630. (in Chinese))
- [28] 刘耀儒, 杨 强, 刘福深, 等. 基于并行改进遗传算法的拱坝位移反分析[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2006, **46**(9): 1542 - 1550. (LIU Yao-ru, YANG Qiang, LIU Fu-shen, et al. Inverse analyses of arch dam displacements using improved parallel genetic algorithm[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2006, **46**(9): 1542 - 1550. (in Chinese))
- [29] 张志增, 李仲奎, 程丽娟. 基于主从式并行遗传算法的岩土力学参数反分析方法[J]. *工程力学*, 2010, **27**(10): 21 - 26. (ZHANG Zhi-zeng, LI Zhong-kui, CHENG Li-juan. Back analysis on geomechanical parameters based on a master-slave parallel genetic algorithm[J]. *Engineering Mechanics*, 2010, **27**(10): 21 - 26. (in Chinese))
- [30] 何大阔, 王福利, 贾明兴. 遗传算法初始种群与操作参数的均匀设计[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2005, **26**(9): 828 - 831. (HE Da-kuo, WANG Fu-li, JIA Ming-xing. Uniform design of initial population and operational parameters of genetic algorithm[J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2005, **26**(9): 828 - 831. (in Chinese))
- [31] 雷 轶, 菊 覃, 红邹娜. 折叠反转设计的中心化 L₂ 偏差值的一些下界[J]. *数学物理学报*, 2010, **A30**(6): 1555 - 1561. (LEI Y J, QIN H, ZOU N. Some lower bounds of centered L₂-discrepancy on foldover designs[J]. *Acta Mathematica Scientia*, 2010, **A30**(6): 1555 - 1561. (in Chinese))
- [32] 谭桂华, 聂建新, 杜 祥, 等. 小生境遗传算法在井间走时地震层析成像中的应用[J]. *工程力学*, 2004, **21**(4): 97 - 100. (TAN Gui-hua, NIE Jian-xin, DU Xiang, et al. Crosshole seismic velocity tomography based on niche genetic algorithms and QLT[J]. *Engineering Mechanics*, 2004, **21**(4): 97 - 100. (in Chinese))
- [33] 刘 斌. 基于电阻率法与激电法的隧道含水地质构造超前探测与突水灾害实时监测研究[D]. 济南: 山东大学, 2010. (LIU Bin. Study on the water-bearing structure advanced detection and water inrush hazards real-time monitoring in tunnel based on the electrical resistivity method and induced polarization method[D]. Jinan: Shandong University, 2010. (in Chinese))