

层状介质大地电磁的自适应量子遗传反演法

师学明, 范建柯, 罗红明, 肖敏, 杨国世, 张旭辉

中国地质大学地球物理与空间信息学院, 湖北武汉 430074

摘要: 将量子遗传算法引入到层状介质大地电磁数据的反演, 得到了层状介质的 大地电磁量子遗传反演法. 数值试验结果发现该算法仍然存在较严重的早熟收敛现象. 为此, 将自适应思想引入到量子遗传算法中来, 通过动态调整量子遗传算法的模型搜索空间, 建立了一种新的改进型量子遗传算法——自适应量子遗传算法, 使算法在迭代过程中能自适应地寻找模型最优值. 通过典型测试函数和层状介质大地电磁模型数值试验, 结果表明, 改进算法有效压制了常规量子遗传算法的早熟收敛性, 提高了算法的搜索效率和反演效果. 采用该算法对实际的大地电磁资料进行了处理, 取得了较好的地质效果.

关键词: 自适应; 量子遗传算法; 大地电磁; 反演; 非线性最优化; 地球物理勘探.

中图分类号: P631.3

文章编号: 1000-2383(2009)04-0691-08

收稿日期: 2008-07-25

Adaptive Quantum Genetic Inversion Algorithm for One-Dimensional Magnetotelluric Inverse Problem

SHI Xue-ming, FAN Jian-ke, LUO Hong-ming, XIAO Min, YANG Guo-shi, ZHANG Xu-hui

Institute of Geophysics & Geomatics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

Abstract: This paper applied the conventional quantum genetic algorithm (QGA) to solve the nonlinear magnetotelluric inverse problem of layered model. However, the conventional QGA shows a premature convergence problem throughout our numerical experiments. In order to overcome the shortcoming of premature convergence, we improved the conventional QGA with automatically adjusting the size of model space with different scales, and eventually developed a novel method, referred as to adaptive quantum genetic algorithm (AQGA), for the inversion of magnetotelluric data. The validity of AQGA method is demonstrated by some optimization test functions and synthetic magnetotelluric models. The results show that AQGA mitigate the premature convergence and improve the efficiency and accuracy of inverted models. The obtained models using AQGA for magnetotelluric field data are well agreed with geological structure, which inferred that the improved AQGA method is powerful for the nonlinear optimization problem.

Key words: adaptive; quantum genetic algorithm; MT; inversion; nonlinear optimization; geophysical prospecting.

大地电磁资料的反演一直是 MT 的核心问题之一. 为此, 许多地球物理学家提出了各种各样的反演方法(杨文采, 1997; 王家映, 1998), 主要分为线性和非线性方法. 线性方法收敛速度快, 理论最为成熟, 在反演中应用最为广泛, 但反演结果依赖于初始模型的选择, 容易陷于局部极小. 因此, 一些非线性方法陆续被引入到地球物理反演中. 目前最具有代表性的非线性反演方法是蒙特卡洛法 (Monte-

Carlo, 简称 MC)(姚姚, 1997; 王家映, 2007)、模拟退火法(simulated annealing, 简称 SA)(师学明和王家映, 1998)和遗传算法(genetic algorithm, 简称 GA)(师学明等, 2000). 这3种方法克服了线性方法的缺点, 具有全局收敛性, 但蒙特卡洛与模拟退火两种方法计算时间长, 收敛速度慢, 遗传算法存在有效基因丢失和早熟收敛问题. 因此, 探索和研究新的高效反演算法, 对大地电磁资料的处理与解释具有非

基金项目: 湖北省杰出青年基金项目(No. 2007ABB037); 国家自然科学基金项目(No. 40204007).

作者简介: 师学明(1971-), 男, 博士后, 副教授, 研究方向为地球物理数据处理与反演、环境与工程地球物理、海洋地球物理勘探.

E-mail: xmshi666@163.com

常重要的理论意义和实用价值。

量子遗传算法(quantum genetic algorithm, 简称 QGA)是一种量子计算理论(Han and Kim, 2002)与进化算法相结合的概率搜索的优化方法,它利用了量子态(quantum state)的叠加性(superposition)和相干性(coherence),以及量子位(qubit)之间的纠缠性(entanglement),染色体采用量子位编码来代替传统遗传算法染色体的二进制、浮点数或符号等编码,是一种量子概率的叠加态表示,使算法具有量子计算的并行特征,并能产生量子隧道效应。另外,量子遗传算法用量子旋转门完成种群的更新,代替传统遗传算法中种群通过选择、交叉和变异来保证全局寻优的成功。量子遗传算法以其强大的寻优能力已应用于电力(侯云鹤等, 2004; 姜素华等, 2005a, 2005b; 伍亚萍等, 2006)、图像处理(李映和焦李成, 2003; 杨俊安等, 2003; 邵桂芳等, 2005)等领域。

量子遗传算法虽然是一种高效的并行算法,但它容易陷入局部极值。为了进一步扩大量子遗传算法的应用范围,研究者们提出了一系列的改进,如引入多宇宙概念和量子变异(杨俊安等, 2004)、分层分组概念(郭海燕等, 2004)、群体灾变和自适应搜索网格(范晓志和扈鹏, 2007)、多尺度(罗红明, 2007)等。本文在常规量子遗传算法反演研究基础上,将自适应思想引入到量子遗传算法中来,通过动态调整量子遗传算法的模型搜索空间,建立了一种新的改进型量子遗传算法——自适应量子遗传算法,使算法在迭代过程中能自适应地寻找模型最优值,以提高量子遗传算法的搜索效率和寻优效果。将该算法用于大地电磁资料的处理与解释,取得了良好的地质效果。

1 量子遗传算法

1.1 量子位与量子编码

经典信息的单元是经典位。在经典二进制中,它可取 0 和 1 两个值中的一个。量子信息的基本单元是量子位,它可表示为:

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle, |\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1, (1)$$

式(1)中, $|\alpha|^2$ 表示 $|0\rangle$ 态的概率, $|\beta|^2$ 表示 $|1\rangle$ 态的概率。

本文采用多量子比特来编码多状态基因,如下所示:

$$q_j^t = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \dots & \alpha_{1k} & \dots & \alpha_{m1} & \dots & \alpha_{mk} & \dots \\ \beta_{11} & \dots & \beta_{1k} & \dots & \beta_{m1} & \dots & \beta_{mk} & \dots \end{bmatrix} \cdot (2)$$

式(2)中, q_j^t 代表第 t 代、第 j 个体的染色体, m 为染色体的基因个数, k 为编码每一个基因的量子比特数。

1.2 量子旋转门

作为演化操作的执行机构,根据量子遗传算法的计算特点,量子旋转门较为合适。量子旋转门操作如下:

$$G = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot (3)$$

式(3)中, θ 为量子门的旋转角,取值为:

$$\theta = k \cdot f(\alpha_j^i, \beta_j^i) \cdot (4)$$

式(4)中, k 是一个与算法收敛速度有关的系数, k 的取值必须合理选取。如果 k 值太大,算法搜索网格就很大,容易出现早熟现象,算法易收敛于局部极值点;反之,如果 k 值太小,算法搜索的网格就很小,速度太慢,甚至会处于停滞状态。因此,将 k 视为一个与进化代数有关的变量,以便自适应地调整搜索网格的大小。如取一个指数函数型的 k 值为: $k = 10 \cdot \exp(-t/\max)$, 其中, t 为进化代数, $\max t$ 为最大搜索的代数。

函数 $f(\alpha_j^i, \beta_j^i)$ 的作用是使算法朝着最优解的方向搜索。本文采用如表 1 所示的搜索方案。若记 d_j^{opt} 为当前搜索到的最佳解的第 j 个量子概率幅 $[\alpha_j^{\text{opt}}, \beta_j^{\text{opt}}]^T$ 元素的乘积,即 $d_j^{\text{opt}} = \alpha_j^{\text{opt}} \cdot \beta_j^{\text{opt}}$, 其相位为 $\phi_j^{\text{opt}} = \arctan(\beta_j^{\text{opt}}/\alpha_j^{\text{opt}})$; d_j^{cur} 为当前解的第 j 个量子概率幅 $[\alpha_j^{\text{cur}}, \beta_j^{\text{cur}}]^T$ 元素的乘积,即 $d_j^{\text{cur}} = \alpha_j^{\text{cur}} \cdot \beta_j^{\text{cur}}$, 其相位为 $\phi_j^{\text{cur}} = \arctan(\beta_j^{\text{cur}}/\alpha_j^{\text{cur}})$ 。用坐标系来解释就很清楚,如图 1 所示,当 d_j^{opt} 和 d_j^{cur} 都大于 0 时,即当前最优解和当前解的第 j 个量子概率幅元素位于第一、四象限($\phi \in [-\pi/2, \pi/2]$), 当 $|\phi_j^{\text{opt}}| > |\phi_j^{\text{cur}}|$ 时,表示最优解的相位角大于当前解的相位角,当前解应该向角度增大的方向旋转,即逆时针旋转,以向最优解方向搜索,故优化搜索函数 $f(\alpha_j^{\text{cur}}, \beta_j^{\text{cur}})$ 应取 +1, 反之应为 -1。同理推出其他情况。

这样,就可以用(3)式的量子旋转门引导和更新当前第 i 个体的第 j 量子位的概率幅,使其向全局

表 1 搜索函数 $f(\alpha_j^i, \beta_j^i)$ 取值

Table 1 The value of optimizing search function $f(\alpha_j^i, \beta_j^i)$		$f(\alpha_j^{\text{cur}}, \beta_j^{\text{cur}})$	
$d_j^{\text{opt}} > 0$	$d_j^{\text{cur}} > 0$	$ \phi_j^{\text{opt}} > \phi_j^{\text{cur}} $	$ \phi_j^{\text{opt}} < \phi_j^{\text{cur}} $
True	True	+1	-1
True	False	+1	+1
False	True	-1	-1
False	False	-1	+1

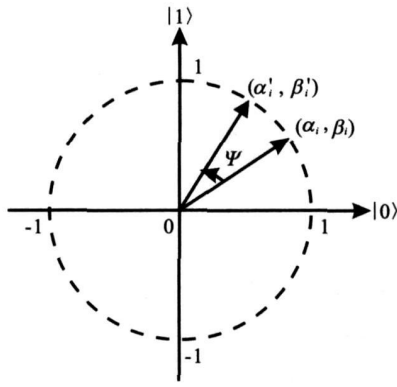


图 1 量子旋转门示意

Fig.1 Schematic map of Qubit rotation gate

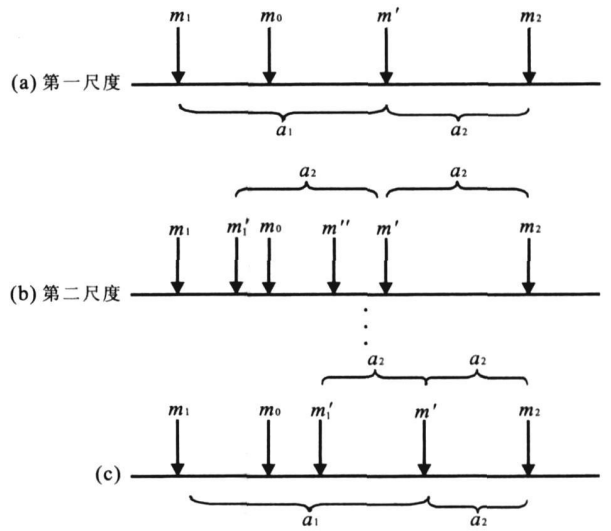


图 2 模型空间的自适应搜索示意

Fig.2 Schematic map of adaptive searching for model space

最优解方向搜索,从而完成一次量子遗传过程.更新算法为:

$$t_j^i(t+1) = G(i, j, t) \cdot t_j^i(t) \tag{5}$$

式(5)中, t 为进化过程中当前的代数, $t_j^i(t)$ 为当前代的第 i 个体的第 j 量子位的概率幅, $G(i, j, t)$ 为在当前进化代对应的时刻该量子位对应的量子旋转门, $t_j^i(t+1)$ 为更新后的量子位的概率幅.

2 自适应量子遗传算法

数值试验结果表明,采用常规的量子遗传算法对大地电磁资料进行反演,仍然存在较严重的早熟收敛现象.其原因主要是模型参数的搜索空间过大.我们希望在反演过程中能自动调整模型搜索空间的大小,为此,引入动态调整模型搜索空间的思想.

如图 2 所示,初始搜索空间为 $[m_1, m_2]$,最优解为 m_0 .若 m_1 和 m_2 值较大,如图 2a 所示,第一尺度常规量子遗传操作可以搜索到当前解 m' ,设 m_1 和 m' 之间的空间距离为 a_1 , m_2 和 m' 之间的空间距离为 a_2 ,比较 a_1 、 a_2 的大小,以其中较小者 a 作为下一尺度搜索空间的大小,搜索空间为 $[m' - a, m_2] = [m'_1, m_2]$,如图 2b 所示,第二尺度搜索到当前解 m'' ,继续缩小搜索空间,直到搜索到最优解.

这种动态自适应地调整模型空间的方法有时候也会出现“早熟”问题.如图 2c 所示,如果某一尺度下搜索到当前解 m' ,以 m' 与 m_2 之间的空间距离作为下一尺度的搜索空间时,由于不包含最优解,每次迭代都无法搜索到全局最优,导致“早熟”问题.因此,基于此种情况,加入粒子轰击思想,即以适应度为标准,当适应度变化很小甚至不变时,可认为“早

熟”,加入一粒子进行一次随机轰击,使得搜索空间随机改变到一个较大范围,重新进行量子遗传操作,从而有效地避免了“早熟”现象的发生,以更大的几率搜索到全局最优解.

3 大地电磁测深资料的反演

对于水平均匀层状介质的反演,其阻抗递推公式为:

$$Z(\omega) = \frac{\alpha \mu_0 \cot h}{k_1 \tan h} \left\{ -ik_1 h_1 + \operatorname{arctanh} \left[\frac{\rho_2}{\sqrt{\rho_1}} \cot h \left(-ik_2 h_2 + \dots + \operatorname{arctanh} \frac{\sqrt{\rho_n}}{\operatorname{arctanh} \sqrt{\rho_{n-1}}} \right) \right] \right\} \tag{6}$$

其中, $Z(\omega)$ 为表面阻抗, ρ_i 为第 i 层的电阻率, h_i 为第 i 层的厚度, $k_i = \sqrt{-i\omega\mu_0/\rho_i}$, μ_0 为真空中的磁导率.上式中凡 $\rho_i > \rho_{i-1}$,则取双曲余切 $\cot h$ 及其反函数 $\operatorname{arctanh}$,反之,则取双曲正切 $\tan h$ 及其反函数 artanh .由此可直接求得介质的视电阻率和阻抗相位.

$$\rho_a(\omega) = \frac{|Z(\omega)|^2}{\alpha \mu_0} \tag{7a}$$

$$\varphi(\omega) = \tan^{-1} Z(\omega) \tag{7b}$$

选取拟合度函数为:

$$f_e = 1/[1 + \exp(-\alpha E_p - \beta E_\phi)] \tag{8}$$

式中: f_e 为拟合度值, E_p 为视电阻率的误差, E_ϕ 为阻抗相位的误差, α 为视电阻率的加权系数, β 为阻抗相位的加权系数,满足 $\alpha + \beta = 1$.其中:

$$E_p = \sum_{i=1}^M [\ln \rho_{oi} - \ln \rho_{ci}]^2, \quad (9)$$

$$E_\phi = \sum_{i=1}^M [\phi_{oi} - \phi_{ci}]^2. \quad (10)$$

式中: ρ_{oi} 、 ϕ_{oi} 分别为第 i 个频点的观测视电阻率和阻抗相位值, ρ_{ci} 、 ϕ_{ci} 为第 i 个频点的计算视电阻率和阻抗相位值, M 为观测频点数. 在此, 我们只用视电阻率进行拟合.

自适应量子遗传算法的具体步骤如下: (1) 初始化. 根据反演参数的多少以及问题的复杂程度来确定反演的尺度、种群的大小等, 并将所有的量子位概率幅元素的绝对值初始化为 $\sqrt{2}/2$, 表示初始搜索以等概率叠加; (2) 第 1 尺度的反演. ①量子位测量: 量子概率幅是一个不确定的状态, 通过测量, 把概率转化为具体的二进制取值. 本文通过量子位的一个概率幅元素与一个随机数比较, 得到种群的二进制表示; ②解码: 将当前测量得到的二进制串根据参数的取值范围进行解码, 得到各地球物理反演的参数对应的十进制值; ③评价、择优: 将上一步得到的模型参数进行正演, 得到理论值, 并计算适应度, 选择最优适应度的个体, 若满足当前尺度的终止条件则结束, 进入下一尺度的搜索, 否则进入该尺度的种群更新; ④记忆库更新: 将当前种群和记忆库的个体的适应度函数值进行综合排序, 优秀适应度函数值的个体替换到记忆库中; ⑤量子门更新: 用当前最优个体的量子位构建旋转门, 采用不同的搜索步长更新当前种群个体对应的量子位, 从而完成当前整个种群的更新; ⑥进入下一代循环, 算法转至①继续执行, 直到算法满足本尺度的终止条件. (3) 将尺度增加 1, 重复第(2)步所有的步骤. 如此反复迭代, 直到满足全局的收敛条件.

3.1 两层(D型)模型

下面以两层(D型)大地电磁测深层状理论模型为例, 与常规量子遗传算法 QGA 做比较. 常规量子遗传算法 QGA 种群个体数为 50, 遗传代数为 100, 变异概率为 0.01, 误差阈值为 0.001, 自适应量子遗传算法 AQGA 尺度为 20, 每个尺度循环代数为 30, 种群个体数为 30, 变异概率为 0.01, 误差阈值为 0.001, 反演模型参数的模型空间和分辨率如表 2 所示, 模型参数及反演结果如表 3 所示, 视电阻率及相位拟合曲线如图 3 所示.

图 3a 为常规量子遗传算法(QGA)反演的视电阻率和阻抗相位曲线与原始数据的对比图, 图 3b 为 QGA 法拟合度随迭代次数变化的曲线图, 其中黑点

表 2 两层 D 型层状介质的模型空间和分辨率

Table 2 Model space and resolution for two-layer (D-type)

model					
ρ_{\min} ($\Omega \cdot m$)	ρ_{\max} ($\Omega \cdot m$)	$\Delta\rho$ ($\Omega \cdot m$)	h_{\min} (m)	h_{\max} (m)	Δh (m)
1	1 000	1	1	5 000	1
1	1 000	1	—	—	—

表 3 两层 D 型模型的 QGA 和 AQGA 方法的反演结果

Table 3 Inversion results using QGA and AQGA for two-layer (D-type) model

类型	ρ_1 ($\Omega \cdot m$)	ρ_2 ($\Omega \cdot m$)	h_1 (m)
真实模型	100	10	2 000
QGA	80	10	1 967
AQGA	100	10	1 992

表 4 两层 D 型模型的加噪数据 AQGA 法反演结果

Table 4 Inversion results for random gauss noised data of two-layer model (D-type) using AQGA method

类型	ρ_1 ($\Omega \cdot m$)	ρ_2 ($\Omega \cdot m$)	h_1 (m)
真实模型	100.0	10.0	2 000.0
0%	100.4	10.0	1 990.0
5%	100.4	10.0	1 985.3
10%	97.7	10.0	2 003.3
20%	99.1	10.0	2 116.1

曲线为模型群体中最好模型的最佳适应度值, 圆圈曲线为模型群体的平均适应度值. 图 3c 为自适应量子遗传算法(AQGA)反演的视电阻率与阻抗相位曲线与原始数据的对比图, 图 3d 为 AQGA 法拟合度随迭代次数变化的曲线图, 黑点曲线为最佳模型的最佳适应度值, 圆圈曲线为模型群体的平均适应度值. 从图 3d 可以看出, 每个尺度迭代 20 次, 随着尺度的增大, AQGA 方法在每个尺度的最佳拟合值和平均拟合值呈现越来越好的趋势, 到 40 次迭代次数以后, 拟合值趋近于 1, 尽管常规的量子遗传算法迭代次数已经增加到 100 次左右, 但是拟合值还非常低. 由此可见, AQGA 方法具有比常规 QGA 方法更强的空间搜索能力, 具有更好的适用性.

3.2 抗噪声试验

为了模拟实际的大地电磁观测数据, 还分别对添加了 5%、10% 和 20% 的随机高斯误差的数据进行了反演. 参数及反演结果如表 4 所示, 视电阻率及相位拟合曲线如图 4 所示.

表 4 及图 4 说明, 对于不同噪声水平的数据, AQGA 法都能反演出比较满意的结果, 表明该方法具有较强的抗噪能力.

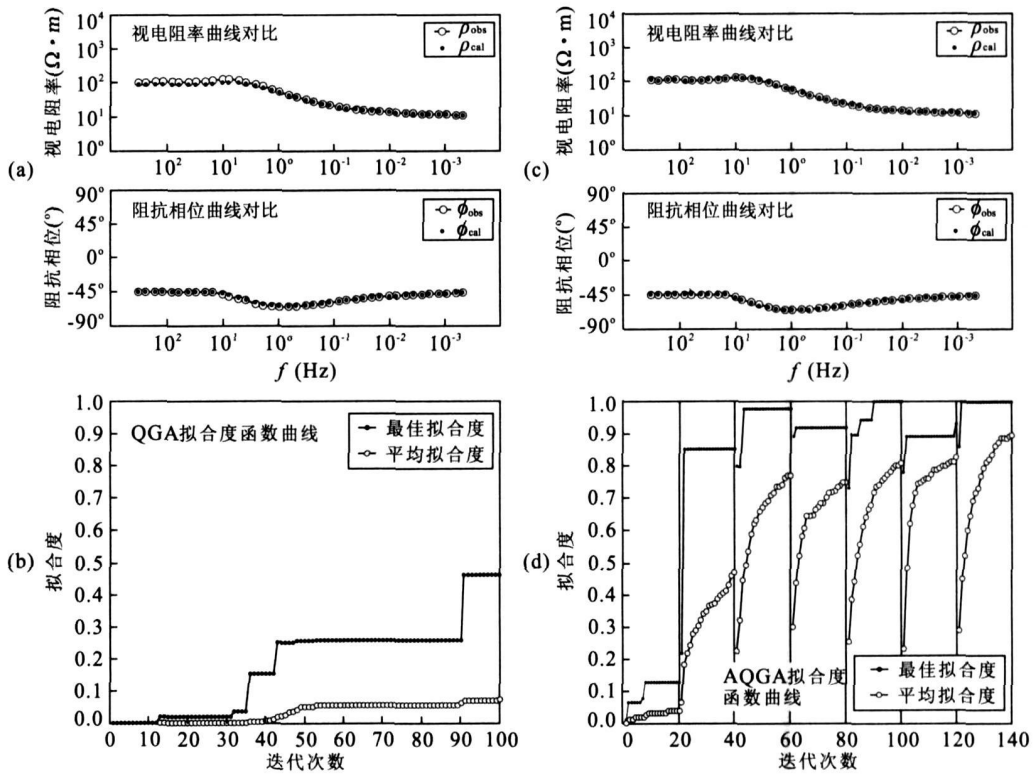


图 3 常规量子遗传算法(QGA)和自适应量子遗传算法(AQGA)反演结果及拟合度曲线
Fig. 3 Inversion results and fitness curves using QGA and AQGA methods

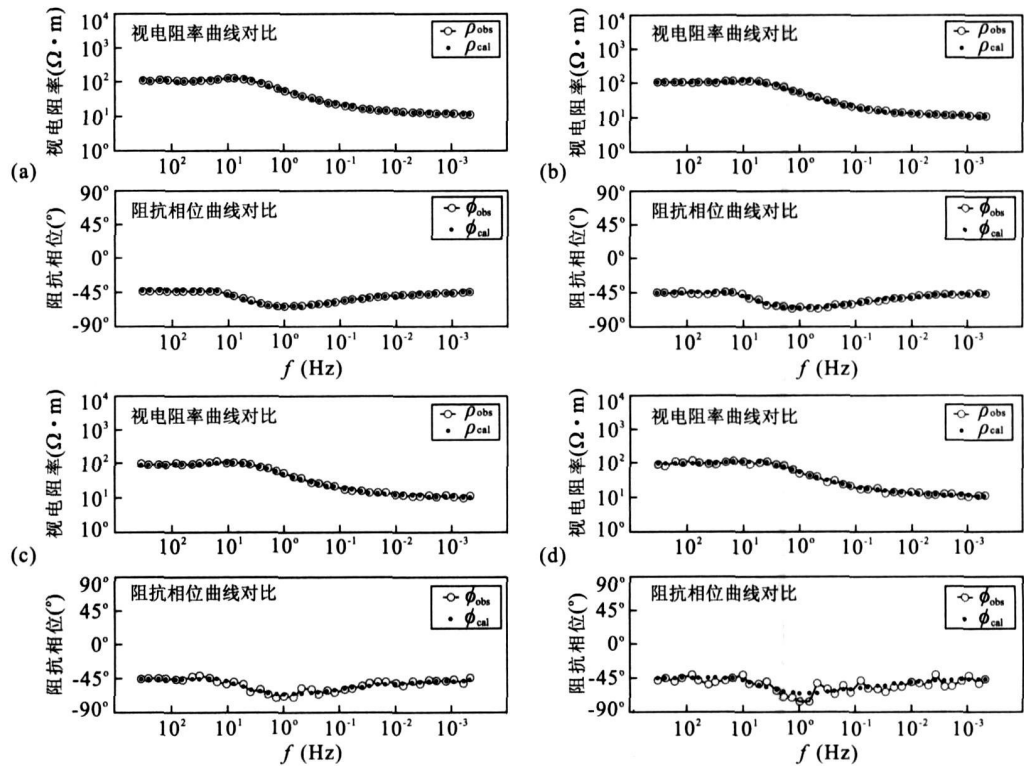


图 4 不同高斯随机噪声水平情况下两层 D 型模型 AQGA 法的反演结果

Fig. 4 Inversion results for different random noise level data for two-layer model (D-type) using AQGA method
a. 0% 噪声; b. 5% 噪声; c. 10% 噪声; d. 20% 噪声

表 5 四层 HK 型层状介质的模型空间和分辨率

Table 5 Model space and resolution for four-layer model (HK-type)

层位	ρ_{min} ($\Omega \cdot m$)	ρ_{max} ($\Omega \cdot m$)	$\Delta\rho$ ($\Omega \cdot m$)	h_{min} (m)	h_{max} (m)	Δh (m)
1	1	1 000	1	1	4 000	1
2	1	1 000	1	1	4 000	1
3	1	1 000	1	1	10 000	1
4	1	1 000	1	—	—	—

表 6 四层 HK 型层状介质的 AQGA 法反演结果

Table 6 Inversion results for four-layer model (HK-type) using AQGA method

类型	ρ_1 ($\Omega \cdot m$)	ρ_2 ($\Omega \cdot m$)	ρ_3 ($\Omega \cdot m$)	ρ_4 ($\Omega \cdot m$)	h_1 (m)	h_2 (m)	h_3 (m)
真实模型	100	20	300	10	600	1 500	3 000
AQGA	101.9	33.1	475.7	9.8	566.9	1 874.0	2 830.0

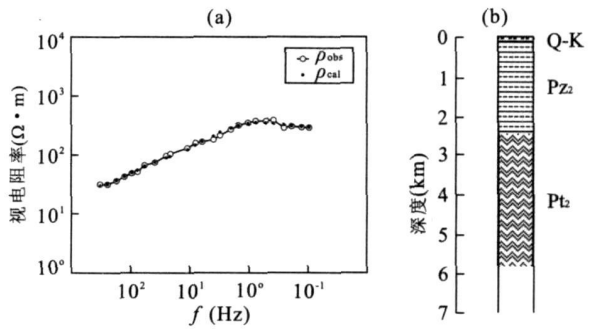


图 6 实测数据的 AQGA 法反演结果

Fig.6 Inversion results of observed MT data using AQGA method

表 7 实测数据的 AQGA 法反演结果

Table 7 Inversion results of observed MT data using AQGA method

类型	ρ_1 ($\Omega \cdot m$)	ρ_2 ($\Omega \cdot m$)	ρ_3 ($\Omega \cdot m$)	h_1 (m)	h_2 (m)
AQGA	31	282	2 512	134	2 336

从 AQGA 法的反演结果及误差曲线图,可以看出:(1)自适应量子遗传算法的反演效果较好,有更大的概率搜索到最优值;(2)从模型空间来看,自适应量子遗传算法能在较大模型范围内搜索到最优值,说明自适应量子遗传算法比常规遗传算法有更大的全局搜索能力;(3)采用粒子轰击,能有效地压制常规遗传算法的早熟现象。

总的来看,自适应量子遗传算法能更好地逼近真实模型,有更强的空间搜索能力和全局收敛性。

3.4 实测资料反演

为检验方法的有效性,选择了江西鄱阳盆地 A 测线的 4 号测点的实测大地电磁资料进行反演。图 6a 中圆圈是实测资料,黑点是反演结果的拟合曲线,反演结果较好地拟合了观测数据。表 7 是反演的各层电性参数图,图 6b 是根据反演结果绘制的地质结构,从图可以看出,该测点下地层从浅到深的分布为:第一层电阻率比较低,一般在几十欧姆米,推断为第四系一白垩系地层(Q-K);第二层电阻率为次高阻,一般在几百欧姆米左右,推断为上古生界海相碳酸盐岩和含煤碎屑岩(Pz₂)地层;第三层电阻率为高阻,电阻率一般在几千欧姆米,推断为中元古界变质岩系(Pt₂)组成。这个结果与该区的地质情况基本吻合,也与其他地球物理资料所揭示的地质情况相吻合。

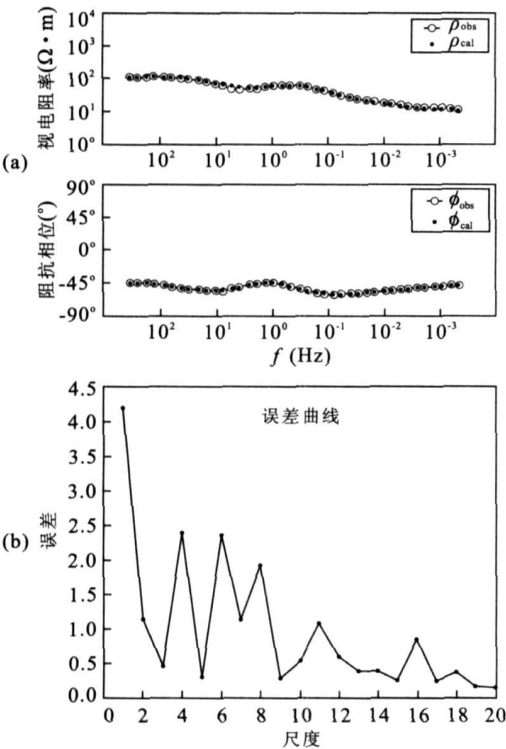


图 5 AQGA 法的反演结果曲线对比(a)及误差曲线(b)

Fig.5 Inversion results (a) and error curve (b) using AQGA method for four-layer model (HK-type)

3.3 四层 HK 型层状介质

四层 HK 型层状介质的反演参数为:尺度为 20,每个尺度循环代数为 50,种群个体数为 50,变异概率 0.01,误差阈值 0.001,反演参数的模型参数取值范围和分辨率如表 5 所示。取 10 次反演结果平均值作最终结果,如表 6 所示。反演结果如图 5 所示。

4 结论

本文详细分析研究了量子遗传算法的基本原理和步骤,用两层D型模型进行了反演和算法的抗噪声试验,同时用四层HK型进行了多参数反演的试验,验证了量子遗传算法在大地电磁资料反演处理中应用的可能性,并在此基础上提出了自适应量子遗传算法,编制了相应的程序,同时对测试函数和其他理论模型进行了大量的数值试验,得出如下结论:

(1)将自适应量子遗传算法应用于大地电磁测深资料的反演,对理论模型与实测资料进行了反演.结果表明,自适应量子遗传算法不依赖于初始模型,具有全局收敛性和强大的全局搜索能力,以及较强的抗噪能力,而且不因为反演参数的增加而降低精度,是解决一维层状介质MT反演问题的有效途径,同时具有解决复杂地球物理反演问题的潜质.

(2)自适应量子遗传算法应用于地球物理领域是成功的,对于解决非线性、多参数和多极值的地球物理反演问题是有效的,且不受初始条件的约束,具有极强的适应性.

References

Fan, X. Z., Hu, P., 2007. Active noise control method based on a new quantum genetic algorithm. *Journal of Naval University of Engineering*, 19(1): 61—64 (in Chinese with English abstract).

Guo, H. Y., Jin, W. D., Li, L., et al., 2004. Classified quantum genetic algorithm and its application. *Journal of Southwest University of Science and Technology*, 19(1): 18—21 (in Chinese with English abstract).

Han, K. H., Kim, J. H., 2002. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization. In: *Proceeding of the 2002 IEEE Congress on Evolutionary Computation*.

Hou, Y. H., Lu, L. J., Xiong, X. Y., et al., 2004. Application of quantum-inspired evolutionary algorithm in transmission network expansion planning. *Power System Technology*, 28(17): 19—23 (in Chinese with English abstract).

Li, Y., Jiao, L. C., 2003. An effective method of image edge detection based on parallel quantum evolutionary algorithm. *Signal Processing*, 19(1): 69—74 (in Chinese with English abstract).

Lou, S. H., Li, Y., Wu, Y. W., et al., 2005a. Multi-objective reactive power optimization using quantum genetic algorithm. *High Voltage Engineering*, 31(9): 69—71 (in

Chinese with English abstract).

Lou, S. H., Wu, Y. W., Peng, L., et al., 2005b. Application of quantum-inspired evolutionary algorithm in reactive power optimization. *Relay*, 33(18): 30—35 (in Chinese with English abstract).

Luo, H. M., 2007. Quantum genetic algorithm and its application to inversion of geophysics (Dissertation). China University of Geosciences, Wuhan (in Chinese with English abstract).

Shao, G. F., Li, Z. S., Liu, H., et al., 2005. Adaptive image segmentation algorithm based on genetic quantum. *Computer Engineering*, 31(22): 189—191 (in Chinese with English abstract).

Shi, X. M., Wang, J. Y., 1998. One dimensional magnetotelluric sounding inversion using simulated annealing. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 23(5): 542—546 (in Chinese with English abstract).

Shi, X. M., Wang, J. Y., Zhang, S. Y., et al., 2000. Multi-scale genetic algorithm and its application in magnetotelluric sounding data inversion. *Chinese Journal of Geophysics*, 43(1): 122—130 (in Chinese with English abstract).

Wang, J. Y., 1998. Inverse theory in geophysics. China University of Geosciences Press, Wuhan (in Chinese).

Wang, J. Y., 2007. Lecture on non-linear inverse methods in geophysics (No. 2) Monte Carlo Method. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 4(2): 81—85 (in Chinese with English abstract).

Wu, Y. P., Chen, H. Y., Li, D. P., et al., 2006. Switches optimal location scheme based on quantum evolution algorithm in distribution system. *Modern Electric Power*, 23(3): 21—25 (in Chinese with English abstract).

Yang, J. A., Xie, G. J., Zhuang, Z. Q., et al., 2003. Quantum genetic algorithm and its application to blind image separation. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 15(7): 847—852.

Yang, J. A., Zhuang, Z. Q., Shi, L., 2004. Multi-universe parallel quantum genetic algorithm. *Acta Electronica Sinica*, 32(6): 923—928 (in Chinese with English abstract).

Yang, W. C., 1997. Theory and methods of geophysical inversion. Geological Publishing House, Beijing (in Chinese).

Yao, Y., 1997. Monte Carlo nonlinear inversion methods and applications. Metallurgical Industry Press, Beijing (in Chinese).

附中文参考文献

- 范晓志,扈鹏,2007.基于改进量子遗传算法的有源噪声控制方法.海军工程大学学报,19(1):61-64.
- 郭海燕,金炜东,李丽,等,2004.分组量子遗传算法及其应用.西南科技大学学报,19(1):18-21.
- 侯云鹤,鲁丽娟,熊信良,等,2004.量子进化算法在输电网扩展规划中的应用.电网技术,28(17):19-23.
- 李映,焦李成,2003.一种有效的基于并行量子进化算法的图像边缘检测方法.信号处理,19(1):69-74.
- 娄素华,李研,吴耀武,等,2005a.多目标电网无功优化的量子遗传算法.高电压技术,31(9):69-71.
- 娄素华,吴耀武,彭磊,等,2005b.量子进化算法在电力系统无功优化中的应用.继电器,33(18):30-35.
- 罗红明,2007.量子遗传算法及其在地球物理反演中的应用研究(博士论文).武汉:中国地质大学.
- 邵桂芳,李祖枢,刘恒,等,2005.基于遗传量子的自适应图像分割算法.计算机工程,31(22):189-191.
- 师学明,王家映,1998.一维层状介质大地电磁模拟退火反演法.地球科学——中国地质大学学报,23(5):542-546.
- 师学明,王家映,张胜业,等,2000.多尺度逐次逼近遗传算法反演大地电磁资料.地球物理学报,43(1):122-130.
- 王家映,1998.地球物理反演理论.武汉:中国地质大学出版社.
- 王家映,2007.地球物理资料非线性反演方法讲座(二)蒙特卡洛法.工程地球物理学报,4(2):81-85.
- 伍亚萍,陈海焱,李大鹏,等,2006.基于量子进化算法的配电网开关优化配置研究.现代电力,23(3):21-25.
- 杨俊安,解光军,庄镇泉,等,2003.量子遗传算法及其在图像盲分离中的应用研究.计算机辅助设计与图形学学报,15(7):847-852.
- 杨俊安,庄镇泉,史亮,2004.多宇宙并行量子遗传算法.电子学报,32(6):923-928.
- 杨文采,1997.地球物理反演的理论与方法.北京:地质出版社.
- 姚姚,1997.蒙特卡洛非线性反演方法及应用.北京:冶金工业出版社.