

· 综合研究 ·

基于免疫遗传算法的弹性参数变化率反演

张海燕*^① 李庆忠^{①②}

(①中国海洋大学海洋地球科学学院, 山东青岛 266100; ②中国石油东方地球物理公司, 河北涿州 072751)

张海燕, 李庆忠. 基于免疫遗传算法的弹性参数变化率反演. 石油地球物理勘探, 2008, 43(6): 704~710

摘要 定量叠前 AVO 反演, 可以有效地利用振幅随入射角变化的信息, 提供较全面的岩性参数反演。本文提出的一种自适应免疫遗传算法是利用浓度机制进行免疫调节, 以增加抗体的多样性; 引入记忆细胞, 确保优化算法的收敛性; 自适应地选择交叉、变异的概率参数, 指导迭代搜索。该算法克服了常规遗传算法的“早熟”现象, 具有较好的收敛性, 可广泛应用于多参数、多极值的地球物理反演问题。文中采用 Ursenbach 的 PP 波反射系数近似公式, 适用于入射角较大以及反射界面附近弹性参数变化相对较大的情形。多种地层模型的试算结果表明, 这种反演算法是稳定、高效的, 反演出的纵波速度变化率、密度变化率等参数具有较高的准确度, 特别是密度差异对于寻找剩余油/气具有重要意义。

关键词 免疫遗传算法 AVO反演 弹性参数 迭代计算 收敛性 计算精度

1 引言

AVO 技术是利用叠前道集上地震振幅随炮检距(或入射角)的变化来估算界面两侧介质的弹性参数, 分析反射界面上、下介质的岩性和物性特征, 进而检测含油气状况。传统的 AVO 反演更多地是估算 AVO 的各种属性, 利用 AVO 属性与岩石物理背景趋势的差异作为检测 AVO 异常的一种有效手段, 它忽视了岩石弹性参数的定量估算。采用非线性反演方法, 或在线性化条件下进行 AVO 反演, 可以实现更为全面、定量的岩性参数反演。定量叠前地震反演(包括岩石密度、纵横波速度和其他叠前属性)与地质、测井和油藏工程结合, 可以提高油藏描述能力; 在勘探阶段区分不同含气饱和度的气层, 确定气藏的商业价值; 在开发阶段判定剩余油分布, 进行油藏动态描述^[1]。定量估算岩石的密度和速度将是 AVO 反演的发展方向之一。基于我国各油田以薄储层为主, 利用多波进行储层研究非常困难, 可以考虑利用纵波的 AVO 资料直接反演弹性参数。

常用的局部线性化迭代反演方法存在依赖初始值、易陷入局部极值等问题。对精度要求较高的 AVO 反演来说, 若采用非线性的优化方法, 其解空

间的性质、状态均优于线性反演方法。其中遗传算法是被广泛研究和应用的热门优化算法^[2]。Stoffa 首次使用遗传算法在频率域内反演层状介质的速度和密度, 其后许多学者将遗传算法应用于静校正处理、层速度求取及波阻抗反演等领域^[3,4]。为了提高优化效率, 人们还提出了多种改进的遗传算法, 如将小波变换多尺度逐次逼近的思想引入遗传算法, 把多峰优化的多生境遗传算法应用到地球物理反演中^[5,6]。

本文 AVO 反演中正问题的计算模型选用精度较高的 PP 波反射系数近似公式, 它适用于岩性差异较大的地层和较大入射角情形; 基于遗传算法引入“免疫”的概念和方法, 提出一种新型的融合算法——自适应免疫遗传算法。将该算法应用于 P 波 AVO 反演, 取得了较好的效果。

2 PP 波反射系数近似公式

AVO 技术的理论基础是精确描述平面波反射和透射的 Zoeppritz 方程。由于该方程较为复杂, 不少学者经深入研究得到一些非常实用的近似方程^[7,8]。在各种反射系数近似式中, 目前以 Shuey (1985) 提出的 Zoeppritz 方程简化公式使用最广泛。

* 山东省青岛市崂山区松岭路 238 号中国海洋大学信息科学与工程学院, 266100

本文于 2007 年 7 月 11 日收到, 修改稿于 2008 年 5 月 26 日收到。

精确的 Shuey 近似(三项)式的纵波反射系数为

$$R(\theta) \approx R_0 + \left[A_0 R_0 + \frac{\Delta\sigma}{(1-\sigma)^2} \right] \sin^2\theta + \frac{1}{2} \frac{\Delta\alpha}{\alpha} (\tan^2\theta - \sin^2\theta) \quad (1)$$

$$R_0 = \frac{1}{2} \left(\frac{\Delta\alpha}{\alpha} + \frac{\Delta\rho}{\rho} \right) \quad B = \frac{\frac{\Delta\alpha}{\alpha}}{\frac{\Delta\alpha}{\alpha} + \frac{\Delta\rho}{\rho}}$$

$$A_0 = B - 2(1+B) \frac{1-2\sigma}{1-\sigma}$$

式中: R_0 为垂直入射时纵波反射系数; σ 为界面两侧泊松比的平均值, $\Delta\sigma$ 是其变化量; θ 为纵波的反射角和透射角的平均值。则式(1)可表示为

$$R(\theta) = \frac{1}{2} \frac{\Delta\rho}{\rho} - 4 \frac{\beta^2}{\alpha^2} \left(\frac{\Delta\beta}{\beta} + \frac{1}{2} \frac{\Delta\rho}{\rho} \right) \sin^2\theta + \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \tan^2\theta \right) \frac{\Delta\alpha}{\alpha} \quad (2)$$

$$R_{PP} = \frac{4\cos i_1 \cos i_2}{Q^2} \left\{ \frac{\Delta\alpha}{\alpha} - 2\sin i_1 \sin i_2 \frac{\beta^2}{\alpha^2} \left(\frac{\Delta\mu}{\mu} \right)_{Lin} \left[1 + \left[-\frac{\beta}{\alpha} \frac{\cos\varphi \cos i_2}{2 + \frac{\Delta\alpha}{\alpha}} + \frac{4\beta^2}{\alpha^2} \frac{\sin^2 i_1}{\left(1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right)^2} \frac{\Delta\alpha}{\alpha} + \frac{\beta^3}{\alpha^3} \frac{\sin^3 i_1 \sin i_2}{2 \left(1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right)^3 \cos\varphi \cos i_2} \right] \left(\frac{\Delta\mu}{\mu} \right)_{Lin} - \left[\frac{2}{Q^2} \frac{\Delta\alpha}{\alpha} + \frac{\beta}{\alpha} \frac{\sin i_1 \sin i_2}{2 \left(1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right) \cos\varphi \cos i_2} \right] \frac{\Delta\rho}{\rho} \right\} + \frac{1}{2} \frac{\Delta\rho}{\rho} \left[1 - \left(\frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right)^2 \right] \left[1 - \frac{1}{Q^2} \frac{\Delta\alpha}{\alpha} \frac{\Delta\rho}{\rho} - \frac{\beta}{\alpha} \frac{\sin i_1 \sin i_2}{2 \left(1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right) \cos\varphi \cos i_2} \frac{\Delta\rho}{\rho} \right] \quad (3)$$

式中: i_1 为反射纵波的反射角, i_2 为透射纵波的透射角; α, β, ρ 分别为反射界面两侧的纵、横波速度和岩石密度的平均值, $\Delta\alpha, \Delta\beta, \Delta\rho$ 依次为对其对应的差值。另外有如下定义

$$Q = \left(1 + \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right) \cos i_1 + \left(1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right) \cos i_2$$

$$\cos\varphi = \sqrt{1 - \frac{\beta^2}{\alpha^2} \frac{\sin^2 i_1}{\left[1 - \frac{\Delta\alpha}{2\alpha} \right]^2}}$$

$$\left(\frac{\Delta\mu}{\mu} \right)_{Lin} = \frac{2\Delta\beta}{\beta} + \frac{\Delta\rho}{\rho}$$

选用表 1 所示的模型数据^[8], 将利用 Ursenbach 近似公式、Zoeppritz 方程和 Shuey 精确公式分别计算的结果进行对比(图 1)。图 1 中分别显示页岩/砂岩、页岩/灰岩、硬石膏/砂岩和硬石膏/灰岩

常用的 PP 波反射系数简化公式是在假设反射界面上下两侧弹性参数变化不大, 且入射角较小的情况下取得的, 因此应用时有一定的局限性。对于界面上下岩性差异较大的地层, 应用这些近似公式将会出现较大误差, 这会影响 AVO 参数反演的精度和可靠性。

Ursenbach 充分研究了 Zoeppritz 方程的近似方法, 提出了更为实用的形式^[9]。其中纵波速度变化率参数要精确一些, 横波速度和密度参数变化率采用二次方形式。这使得新的 PP 波反射系数近似公式不仅在临界角范围内可以很好地逼近 Zoeppritz 方程, 对于超过临界角范围的数据也较为精确。虽然表达式在形式上复杂了一些, 但为进一步利用较大炮检距资料提取密度变化参数提供了可能性。

Ursenbach 近似公式的解析式为

表 1 四种典型岩石的岩性参数

岩性参数	$\alpha / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\beta / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$
砂岩	3780	2360	2.65
灰岩	3845	2220	2.75
页岩	3600	1580	2.25
硬石膏	6095	3770	2.95

等四种岩层模型界面的反射系数对比曲线。

从试算结果可以看出, 由 Ursenbach 近似公式得到的 P 波反射系数比 Shuey 公式更接近 Zoeppritz 方程, 表现出很高的近似精度; 且在入射角较大时, 偏离精确 Zoeppritz 曲线的幅度较小; 另外, 不需反射界面两侧弹性参数变化不大的假设条件, 适用于岩性差异较大的地层及大入射角情形, 保证了后续 AVO 弹性参数反演的精度和可靠性, 可作为 PP 波 AVO 反演中正问题的模型计算。

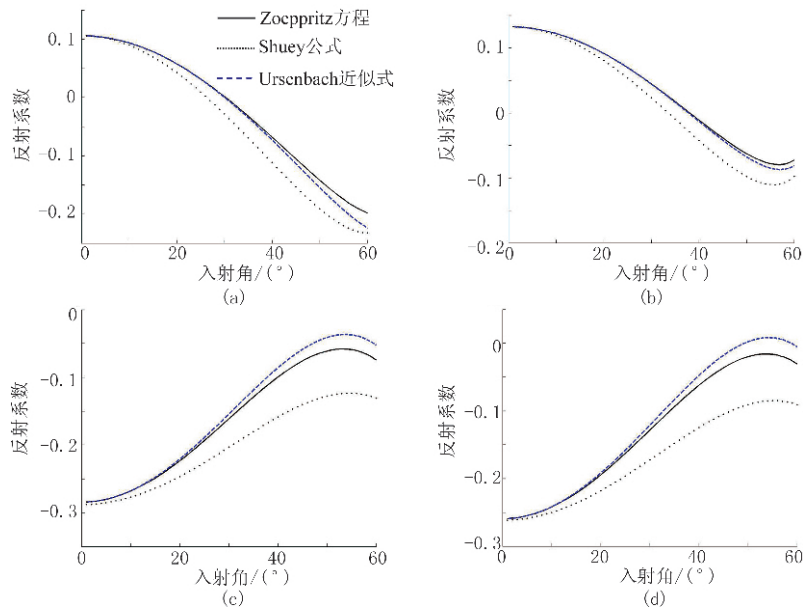


图1 由 Zoeppritz 方程、Ursenbach 近似式和 Shuey 公式计算的不同界面的 P 波反射系数曲线
(a)页岩/砂岩; (b)页岩/灰岩; (c)硬石膏/砂岩; (d)硬石膏/灰岩 图 b,c,d 的图例同图 a

3 自适应免疫遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是由美国 Holland 教授于 1962 年提出的模拟自然界生物进化过程的全局寻优算法。它在优化计算方面得到广泛应用,但由于其局部搜索能力较弱,并且个体的多样性减少得很快,致使出现早熟收敛现象,限制了算法的性能。

免疫遗传算法是基于生物免疫系统中各种免疫机理构造的一类优化搜索算法。它把要解决的问题和约束条件当作抗原,把问题的解当作抗体,通过免疫操作使抗体在解空间中不断搜索进化,利用亲和力、亲和度分别对抗体与抗原之间的匹配程度以及抗体之间的相似程度进行评价,直至产生最优解。免疫算法在解决大空间、非线性及全局寻优等复杂问题时具有优越性,是继人工神经网络、遗传算法之后又一研究热点^[10]。

基本免疫算法从体细胞理论和网络理论得到启发,实现了类似于生物免疫系统的抗原识别、细胞分化、记忆和自我调节的功能,基本免疫算法由图 2 所示的主要步骤构成^[11,12]。如果将免疫算法与求解优化问题的一般搜索方法相比较,那么抗原、抗体、抗原和抗体之间的亲和力分别对应于优化问题的目标函数、优化解、解与目标函数的匹配程度。

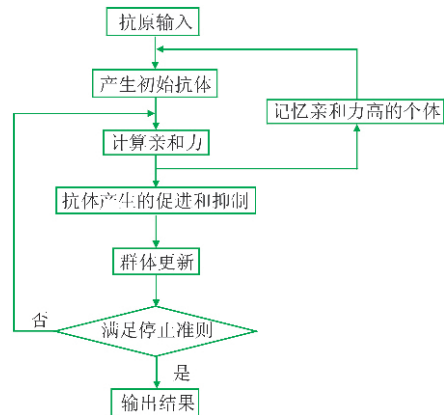


图2 基本免疫算法流程

本文提出一种结合免疫系统和遗传特性的自适应免疫遗传算法,其中有以下两处改进:

(1)从抗体的亲和力和浓度两个方面来选择抗体,从而能够根据抗体浓度进行免疫调节,即抗体的促进和抑制,以增加抗体的多样性。

(2)交叉概率与变异概率等参数具有自我调节机能。当种群个体亲和度趋于一致或陷入局部最优时,提高交叉概率与变异概率等参数,以利于跳出局部最优;当群体多样性保持得较好,则降低交叉概率与变异概率等参数,以利于优良个体的保存。

自适应免疫遗传算法的具体实现过程如下:

(1)识别抗原,产生多个初始抗体 首先将所定义的目标函数作为抗原,并对问题的解进行编码。

本文将待反演的 4 个参数作为基因共同组合成抗体,表示为 $(\frac{\Delta\alpha}{\alpha}, \frac{\Delta\rho}{\rho}, \frac{\Delta\beta}{\beta}, \frac{\alpha}{\beta})$, 采用浮点数编码方式。根据已有的先验知识,将问题的初始解作为初始记忆细胞,与随机产生的抗体共同构成初始种群。

(2) 计算亲和力值 先计算抗体与抗原的亲和力。由目标函数 opt_i 可得抗体 i 的亲和力 f_i 的计算公式为

$$f_i = \frac{1}{1 + \text{opt}_i} \quad (4)$$

为了克服基于信息熵计算亲密度与浓度的方法所存在的缺陷^[13],本文采用基于抗体间欧氏距离及亲和力计算抗体间的亲和(相似)度。设抗体 $W(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 和抗体 $V(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 的欧氏距离为 $d(v, w)$, 其抗原亲和力分别为 f_v 和 f_w 。给定常数 $l > 0, m > 0$, 若关系式

$$d(v, w) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_i - v_i)^2} < l \text{ 且 } |f_v - f_w| < m \quad (5)$$

成立,则称抗体 v 和 w 相似。

(3) 更新记忆细胞 将当前种群中与抗原有最大亲和力的抗体加入到记忆细胞库。由于记忆细胞数目有限,新产生的抗体将替换具有较低亲和力的抗体。

(4) 判断是否满足终止条件 若连续数代最优个体保持不变或达到设定的最大进化代数时,运算结束,否则执行以下步骤。

(5) 抗体的选择 在群体更新中,亲和力大的抗体浓度逐渐提高,高到一定值就要受到抑制。本算法根据抗体浓度进行免疫调节,即抗体的促进和抑制,从而增加抗体的多样性。

抗体浓度是指与其相似的抗体在群体中所占的比例,设抗体 i 的浓度为 c_i , 即

$$c_i = \frac{\text{与抗体 } i \text{ 相似的抗体数目}}{N} \quad (6)$$

式中 N 为种群规模。抗体 i 的选择概率定义为

$$p_i = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^N f(j)} e^{-\beta c_i} \quad (7)$$

采用赌轮盘选择机制复制下一代。当浓度一定时,若亲和力越大,则抗体被选择的概率越大;而当亲和力一定时,若抗体浓度越高,则被选择的概率越小。这种机制体现了免疫系统的自我调节功能,这样既

可保留具有优秀亲和力的抗体,又可抑制浓度过高的抗体,形成一种新的多样性保持策略。

(6) 交叉和变异操作 对经过选择的抗体进行交叉和变异操作。将某抗体的亲和力与群体的平均亲和力做比较,对于具有较高亲和力的抗体,采用较低的遗传操作概率,使它们以更大的概率延续到下一代;反之,遗传操作概率增大,使之淘汰。本算法自适应地选择最佳参数,既保持了群体的多样性,又保证了算法的收敛性。

交叉概率 p_c 与变异概率 p_m 的自适应计算公式为

$$p_c = \begin{cases} k_1 - \frac{(k_1 - k_2)(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_1 & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

$$p_m = \begin{cases} k_3 - \frac{(k_3 - k_4)(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \\ k_3 & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: f_{max} 表示每代群体中亲和力最大值; f_{avg} 表示每代群体的平均亲和力值; f' 表示参与交叉的个体中较大的亲和力值; f 表示要变异的个体的亲和力值。本文试验选取 $k_1 = 0.9$; $k_2 = 0.5$; $k_3 = 0.1$; $k_4 = 0.01$ 。

(7) 种群更新 将交叉、变异操作得到的新种群与更新后的记忆细胞精英抗体共同构成新一代种群。再转到步骤(2),继续循环执行。

4 弹性参数变化率反演

4.1 目标函数的选择

反演时需要构造一个适用于具体算法和具体反演问题的目标函数,能够达到全局寻优和快速收敛的目的。具体的目标函数设计为

$$\text{opt}\left(\frac{\Delta\alpha}{\alpha}, \frac{\Delta\rho}{\rho}, \frac{\Delta\beta}{\beta}, \frac{\alpha}{\beta}\right) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (R_k^{\text{obs}} - R_k^{\text{model}})^2} \quad (10)$$

式中: R_k^{obs} 是实际观测的反射系数值; R_k^{model} 是由模型正演计算得到的反射系数值; $k = 1, \dots, n$, 为采样点数。

4.2 约束条件的加入

反问题是地球物理领域的一个重要而较困难的课题,最主要的问题是反演的结果存在着多解性(非唯一性),这就降低了反演结果的可靠度。地球物理

反演问题的非惟一性不是反演方法或技巧上的缺陷引起的,而是本身固有的。地球物理反演问题的非惟一性主要由信息不足及噪声引起。要减小这种非惟一性首先要补充信息,即把经验(或先验)的及由其他手段提供的资料加入到反演计算中。

自然界中,不同岩石及矿物的纵横波速度不仅有其内在联系,而且均存在一定的规律性。基于对饱和含水的不同岩石纵横波速度的测定结果,李庆忠对其中的典型数据,如纵横波速度比及相应的泊松比进行了总结^[14]。由于砂泥岩互层现象的普遍存在,根据待反演目的层的大致埋深,就可对纵横波速度比的取值范围做出初步估计。

对于密度与纵波速度的关系,目前最实用的是 Gardner 经验公式: $\rho = 0.23\alpha^{0.25}$,它普遍适用于砂岩、页岩和石灰岩。经过进一步推导,可得

$$\frac{\Delta\rho}{\rho} \approx \frac{1}{4} \frac{\Delta\alpha}{\alpha} \quad (11)$$

该式反映了纵波速度变化率与密度变化率的关系,可作为宽约束条件加入到反演过程中。

通常泥岩分布在 Castagna 泥岩线附近, $\alpha = 3.5 \sim 4.5 \text{ km/s}$ 。为了找到一条能够普遍反映地下实际砂岩的 $\alpha\beta$ 曲线,采用抛物线拟合公式得到如下经验方程^[14]

$$\alpha = 0.0874\beta^2 + 0.994\beta + 1.250 \quad (12)$$

对于含气砂岩,则有如下经验公式^[14]

$$\alpha = 0.07\beta^2 + 1.41\beta \quad (13)$$

上述各式较准确地反映地下饱和含水砂岩和含气砂岩的速度关系,若已知砂岩的 α 值,就可推算出 β 值。由于本文的反演目标不是纵横波速度的绝对值,而是希望得到其相对变化率,因此充分利用上述先验知识,可更合理地设定待反演参数的取值范围。

4.3 理论模型试验

本文基于不同埋深及不同岩性界面(泥岩覆盖于含水/气砂岩上)的理论模型数据进行 PP 波 AVO 反演,提取岩性参数的变化量。针对普遍存在的砂泥岩互层,参考上述经验公式,合理选定岩性参数变化率的取值范围:纵横波速度均为 $[-0.5, 0.5]$,密度为 $[-0.2, 0.2]$,纵横波速度比为 $[1.8, 2.5]$ (中深层)或 $[1.5, 1.9]$ (深层)。

选择国内和墨西哥湾地区共 8 组(中)深层资料进行试验,具体数据如表 2 所示。

对每个模型数据分别进行了 50 次反演试验,每

表 2 不同地层模型的岩性参数

参数		$\alpha/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\beta/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$\rho/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$
1	泥岩	2750	1200	2.240
	含水砂岩	3000	1550	2.290
2	泥岩	2750	1200	2.240
	含气砂岩	2350	1547	2.160
3	泥岩	2550	1025	2.203
	含水砂岩	3000	1550	2.290
4	泥岩	2550	1025	2.203
	含气砂岩	2350	1545	2.160
5	泥岩	4250	2491	2.502
	含水砂岩	4500	2650	2.540
6	泥岩	4250	2491	2.502
	含气砂岩	4200	2633	2.496
7	泥岩	3950	2233	2.458
	含水砂岩	4500	2650	2.540
8	泥岩	3950	2233	2.458
	含气砂岩	4225	2645	2.499

注:模型 1 为墨西哥湾中深层泥岩覆于含水砂岩之上;模型 2 为墨西哥湾中深层泥岩覆于含气砂岩之上;模型 3 为中国中深层泥岩覆于含水砂岩之上;模型 4 为中国中深层泥岩覆于含气砂岩之上;模型 5 为墨西哥湾深层泥岩覆于含水砂岩之上;模型 6 为墨西哥湾深层泥岩覆于含气砂岩之上;模型 7 为中国深层泥岩覆于含水砂岩之上;模型 8 为中国深层泥岩覆于含气砂岩之上

次反演的具体做法为:

(1) 根据模型参数值,首先由 Zoeppritz 方程求解出一定入射角度范围内的反射系数序列,作为理论参考值(真值),其中入射角取值范围是 $5^\circ \sim 45^\circ$,采样间隔为 5° ;

(2) 根据每个参数的取值范围,对其进行实数编码,将每个参数编码后连在一起,形成一个抗体,则每个抗体就代表一个模型 $\left(\frac{\Delta\alpha}{\alpha}, \frac{\Delta\rho}{\rho}, \frac{\Delta\beta}{\beta}, \frac{\alpha}{\beta}\right)$;

(3) 对每个模型(抗体)进行正演模拟得到合成数据,其正问题的数学计算模型分别采用 Ursenbach 推导的 P 波反射系数近似公式和参数简化的 Zoeppritz 公式;

(4) 根据正演计算的反射系数和理论参考值,求得每个抗体的目标函数,进而由目标函数得到每个抗体的亲和力;

(5) 利用本文提出的自适应免疫遗传算法不断对种群进行优化,直到满足终止条件,最后取种群中亲和力最优的抗体作为本次反演的结果;

(6) 依照以上做法,分别进行 50 次反演,再求出其平均值,作为最终反演参数值。平均值的相对误差计算公式为

$$\text{Bias} = \frac{1}{50} \sum_{i=1}^{50} \frac{|p - \hat{p}(i)|}{p} \quad (14)$$

式中: p 为每个参数的真值; $\hat{p}(i)$ 为第 i 次试验 p 的估计值。

4.3.1 正演模型采用 Ursenbach 近似式的反演试验

采用 Ursenbach 推导的 P 波反射系数近似式(3)进行正演计算, 分别对 8 组模型进行 50 次独立的反演试验, 再将各次试验最优值的平均值作为弹性参数变化率 $(\frac{\Delta\alpha}{\alpha}, \frac{\Delta\rho}{\rho}, \frac{\Delta\beta}{\beta}, \frac{\alpha_1}{\beta_1})$ 的最终结果。图 3 显示了各参数的相对误差, 反映了反演结果的准确度。

从试验结果看, 纵波速度变化率、密度变化率两个主要参数具有较高的准确度, 属于敏感性参数, 其中纵波速度变化率误差小于 3%, 密度变化率误差小于 10%。而横波速度变化率属于不敏感参数, 误差较大(但小于 18%), 且多次试验的结果比较分散, 这与小角度入射时它对 PP 波的反射系数贡献较小有关, 因此反演横波速度变化率宜选用中等入射角道集资料。

4.3.2 正演模型采用参数简化的 Zoeppritz 方程的反演试验

正问题的数学计算模型采用参数简化的 Zoeppritz 方程, 即将 Zoeppritz 方程中原有的 6 个参数(上、下层介质的纵横波速度和密度)通过简单变换, 转化为 4 个参数 $(\frac{\Delta\alpha}{\alpha}, \frac{\Delta\rho}{\rho}, \frac{\Delta\beta}{\beta}, \frac{\alpha_1}{\beta_1})$ (纵波速度变化率, 密度变化率, 横波速度变化率, 上层介质纵横波速度比), 并将参数简化后的 Zoeppritz 方程作为正演模型计算, 其反演结果会更精确, 试验结果证实各参数反演结果的误差整体上均有一定的降低。

从图 3 试验结果的对比可看出, 纵波速度变化率、密度变化率、横波速度变化率等参数的准确度与以 Ursenbach 近似式为正演模型相比, 都有较大提高, 其中纵波速度变化率误差小于 1%, 密度变化率误差小于 5% (模型 6 因参数理论值较小, 其误差相对大些), 所得横波速度变化率误差小于 12%。

分析模型 1 的 50 次反演试验的结果(图 4), 其纵波速度变化率和密度变化率的精确度较高(纵坐

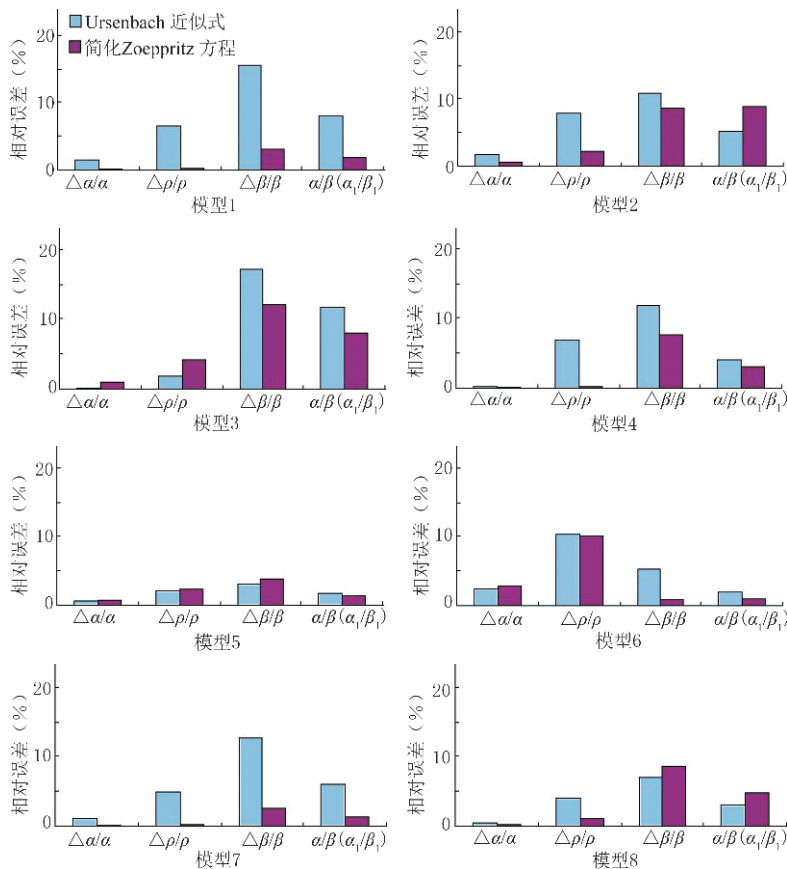


图 3 采用不同正演模型所得反演结果的相对误差对比
模型 2~8 的图例与模型 1 相同

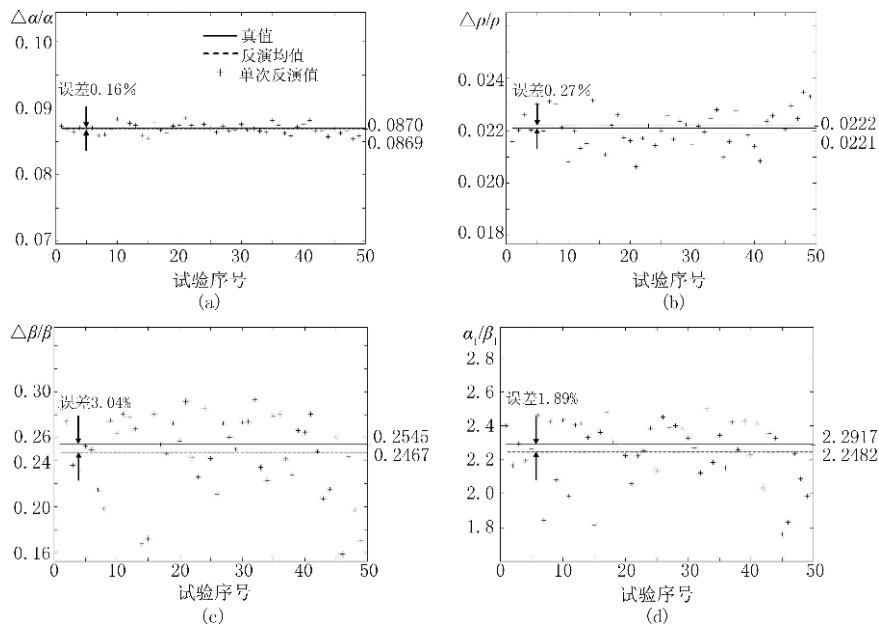


图4 进行50次独立试验的反演结果(模型1)

(a)纵波速度变化率;(b)密度变化率;(c)横波速度变化率;(d)纵横波速度比 图b,c,d与图a的图例相同

标分别取参数理论值的 $\pm 20\%$ 的范围,横波速度变化率为 $\pm 40\%$)。由于每次正演模型计算都需解方程组,耗时较长,采用参数简化 Zoeppritz 方程反演运算耗时大约是采用 Ursenbach 近似式的 2.5 倍。

5 结论

在使用非线性优化方法进行 AVO 反演的过程中,需要进行正演模拟计算。使用参数简化的 Zoeppritz 方程进行正演计算,所反演的弹性参数变化率均有较高精度,但耗时较长。本文采用的 Ursenbach PP 波反射系数近似式与 Zoeppritz 方程具有较好的近似精度,因而以它作为计算模型保证了 AVO 参数反演的精度和可靠性。

文中提出的非线性优化方法——自适应免疫遗传算法,利用浓度机制进行免疫调节,既保留具有优秀适应度的抗体,又抑制浓度过高的抗体,增强了抗体的多样性,有效地避免了遗传算法的“早熟”问题。引入记忆细胞并自适应地选择交叉、变异的概率参数,从而有效指导迭代搜索的进行,这样既保持了群体的多样性,又保证了算法的收敛性。该优化算法可进一步推广应用到其他非线性反演领域。

参考文献

[1] Skidmore C, Kelly M and Cotton R. AVO inversion, Part 2: Isolating rock property contrasts. *The Lead-*

ing Edge, 2001,20(4):425~428

- [2] Oswaldo Velez-Langs. Genetic algorithm in oil industry: An overview. *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 2005,47:15~22
- [3] Mallick S. Model-based inversion of amplitude variations with offset data using a genetic algorithm. *Geophysics*, 1995, 60(4):939~954
- [4] 彭真明,张启衡,龚奇. 波阻抗反演中的全局寻优策略. *物探化探计算技术*, 2003,25(2):150~156
- [5] 师学明,王家映,张胜业. 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*, 2000, 43(1):122~130
- [6] 杨慧珠,张世俊,杜祥. 小生境遗传算法求解多峰问题在反演中应用. *地球物理学进展*, 2001,16(2):36~41
- [7] 孙鹏远,孙建国,卢秀丽. P-P 波 AVO 近似对比研究;定量分析. *石油地球物理勘探*, 2002,37(增刊):172~179
- [8] Wang Yanghua. Approximations to the Zoeppritz equations and their use in AVO analysis. *Geophysics*, 1999, 64(6):1920~1927
- [9] Ursenbach C. *Extension and Evaluation of Pseudo-Linear Zoeppritz Approximations*. CREWES, University of Calgary, Canada, 2003
- [10] 焦李成,杜海峰. 人工免疫系统进展与展望. *电子学报*, 2003,31(10):1540~1548
- [11] 余建军,孙树栋,吴秀丽. 四种改进免疫算法及其比较. *系统工程*, 2006,24(2):106~112
- [12] 陈丽安,张培铭. 免疫遗传算法在 MATLAB 环境中的实现. *福州大学学报*, 2004,32(5):554~559
- [13] 郑日荣,毛宗源,罗欣贤. 改进人工免疫算法的分析研究. *计算机工程与应用*, 2003,39(34):35~37
- [14] 李庆忠. 岩石的纵横波速度规律. *石油地球物理勘探*, 1992,27(1):1~12

(本文编辑:朱汉东)