

# 基于逆算子估计的高阶 AVO 非线性反演

邓 焯\*<sup>①</sup> 印兴耀<sup>①</sup> 宗兆云<sup>①</sup> 黄世佳<sup>②</sup>

(<sup>①</sup>中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,山东青岛 266580; <sup>②</sup>河北地质大学资源学院,河北石家庄 050031)

邓焯,印兴耀,宗兆云,黄世佳. 基于逆算子估计的高阶 AVO 非线性反演. 石油地球物理勘探, 2016, 51(5): 955-964.

**摘要** Zoeppritz 方程线性近似式已被广泛应用于 AVO 反演方法研究中,但在界面差异明显时线性近似式难以满足精度要求,而高阶非线性近似式有助于解决此类问题。鉴于大多数优化算法并不太适用于求解非线性反演问题,本文提出一种新的 AVO 非线性反演方法:利用逆算子估计算法求解 AVO 反演问题,其直接求逆的思路有别于传统优化类反演算法的搜索方式,多解性显著减弱;应用 Zoeppritz 方程高阶近似式建立反演目标函数,提高了界面两侧差异明显时线性近似精度,还兼顾了纵横波速度比对 AVO 反演的影响。模型试算得知反演结果与模型值相符;实际应用结果表明,三参数反演结果与地震、测井信息吻合较好。这套基于逆算子估计的 AVO 反演方法具有较强的稳定性和可靠性,运用高阶近似式及选取合适的纵横波速度比是确保反演结果具有高精度的关键。

**关键词** AVO 反演 逆算子估计 非线性 纵横波速度比

中图分类号:P631 文献标识码:A doi: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2016.05.016

## 1 引言

叠前弹性参数反演,是利用叠前地震信息、测井数据以及地质信息反演地下的相关参数,预测储层以及识别流体<sup>[1]</sup>。相比于叠后反演,AVO 反演可以利用更多的地层信息。借助合适的数学物理方法可以较稳定地实现 AVO 反演。根据采用反射系数方程近似阶数和优化方法不同,可分为线性和非线性 AVO 反演。线性反演受限于 AVO 线性近似方程的各种近似条件,如假设界面两侧弹性参数变化较小、适用于中小角度入射情况等<sup>[2]</sup>,非线性近似可以较好改善常规线性 AVO 反演在界面两侧弹性参数变化较大情况下精度不足等问题,因此开展非线性反演方法研究非常有必要。

近几年国内外对于非线性反演的研究已有了长足的进步,先后有学者实现并发展了具有应用价值的非线性反演方法。Rothlman<sup>[3]</sup>最先提出使用模拟退火的方法,解决反演难度较大的剩余静校正问题;

Stoffa 等<sup>[4]</sup>最先利用遗传算法进行波形反演;Mallick<sup>[5]</sup>利用遗传算法进行 AVO 反演;Tarantola<sup>[6]</sup>研究了非线性弹性反演与体积散射理论;Mogensen 等<sup>[7]</sup>利用神经网络进行 AVO 反演;20 世纪 60 年代,Press<sup>[8]</sup>用蒙特卡罗法求取了地球的速度模型和密度模型的上下界,取得了很好的效果。Kuzma 等<sup>[9]</sup>研究了基于 SVM 的非线性 AVO 反演方法,并将其应用于天然气水合物底层的识别。Kenedy 等<sup>[10]</sup>通过对鱼群、鸟类、人类社会的某些行为的观察研究提出了粒子群反演算法,受到地球物理学家的青睐。国内很多人也致力于非线性反演的研究,王保丽等<sup>[11]</sup>提出了基于 SA-PSO 优化算法的反演方法,杨培杰等<sup>[12]</sup>发展了基于支持向量机(SVM)算法的精确反射系数方程 AVO 反演方法。姚姚<sup>[13]</sup>对模拟退火法进行了改进。严哲等<sup>[14]</sup>开展了量子行为的粒子群算法在 AVO 反演中的运用研究等。

然而上述反演方法都是基于优化算法得以实现,其稳定性较差。本文提出基于逆算子估计算法<sup>[15]</sup>求解 AVO 反演问题,利用 Wang<sup>[16]</sup>提出的

\* 山东省青岛市经济开发区长江西路 66 号中国石油大学(华东)地球科学与技术学院,266580。Email:hahens@163.com

本文于 2015 年 4 月 27 日收到,最终修改稿于 2016 年 8 月 14 日收到。

本研究受国家“973”项目(2013CB228604)、中国博士后科学基金(2014M550379)、山东省博士后创新基金(2014BSE28009)及中国石化地球物理重点实验室基金(33550006-14-FW2099-0038)等课题联合资助。

Zoeppritz 方程高阶近似式建立反演方程进行 AVO 非线性三参数反演。为了增加算法的抗噪性及反演结果的可靠性,以初始模型为基础加入了  $L_1$  范数,最终得到纵波速度、横波速度及密度值,由于该算法采取了直接求逆的策略,具有更高稳定性。李爱山等<sup>[17,18]</sup>指出常规反演过程中合理的纵横波速度比有利于提高流体识别精度,笔者利用此算法进行了验证。

## 2 反演算法

### 2.1 反演目标函数

1980年 Aki 和 Richards<sup>[19]</sup>整理了 Frasier 和 Richards 的研究成果,提出了 Zoeppritz 方程的近似式

$$R_{PP}(\bar{\theta}) \approx \frac{\sec^2 \bar{\theta}}{2} \frac{\Delta v_P}{\bar{v}_P} - 4 \frac{\bar{v}_S^2}{\bar{v}_P^2} \sin^2 \bar{\theta} \frac{\Delta v_S}{\bar{v}_S} + \frac{1}{2} \left( 1 - 4 \frac{\bar{v}_S^2}{\bar{v}_P^2} \sin^2 \bar{\theta} \right) \frac{\Delta \rho}{\bar{\rho}} \quad (1)$$

且有

$$\begin{aligned} r_P &= \frac{\Delta v_P}{\bar{v}_P} = 2 \frac{v_{P2} - v_{P1}}{v_{P2} + v_{P1}} \\ r_S &= \frac{\Delta v_S}{\bar{v}_S} = 2 \frac{v_{S2} - v_{S1}}{v_{S2} + v_{S1}} \\ r_d &= \frac{\Delta \rho}{\bar{\rho}} = 2 \frac{\rho_2 - \rho_1}{\rho_2 + \rho_1} \\ \bar{\theta} &= \frac{\theta_i + \theta_t}{2} \\ \bar{\gamma} &= \frac{\bar{v}_S}{\bar{v}_P} \end{aligned}$$

式中:  $r_P$ 、 $r_S$ 、 $r_d$  分别表示纵波、横波和密度的反射系数;  $\bar{\theta}$  表示纵波入射角 ( $\theta_i$ ) 和透射角 ( $\theta_t$ ) 的平均角;  $\bar{\gamma}$  为横波、纵波速度比;  $\bar{v}_S$ 、 $\bar{v}_P$  分别表示横波和纵波的平均速度;  $\rho_1$ 、 $\rho_2$  为界面上、下介质密度。在界面两侧弹性差异较大的界面中,上式与精确方程差异较大,由此 Wang<sup>[16]</sup>提出如下高阶近似式

$$\begin{aligned} R_{PP}(\bar{\theta}) &\approx \frac{\sec^2 \bar{\theta}}{2} \frac{\Delta v_P}{\bar{v}_P} - 4 \frac{\bar{v}_S^2}{\bar{v}_P^2} \sin^2 \bar{\theta} \frac{\Delta v_S}{\bar{v}_S} + \\ &\frac{1}{2} \left( 1 - 4 \frac{\bar{v}_S^2}{\bar{v}_P^2} \sin^2 \bar{\theta} \right) \frac{\Delta \rho}{\bar{\rho}} \\ &\dots + \left( \frac{\bar{v}_S}{\bar{v}_P} \right)^3 \cos \bar{\theta} \sin^2 \bar{\theta} \left( \frac{\Delta \rho}{\bar{\rho}} + 2 \frac{\Delta v_S}{\bar{v}_S} \right)^2 \quad (2) \end{aligned}$$

进行叠前反演之前,需要对地震数据进行保幅处理,包括精细的波前扩散补偿、震源组合与检波器组合效应的校正、反 Q 滤波、地表一致性处理、叠前

去噪处理、去除多次波等,并假设处理后的层间多次波、各向异性的影响可以忽略不计<sup>[20-22]</sup>。地震数据可认为是反射系数与地震子波褶积的结果,利用上述近似式建立如下所示的反演目标函数

$$\begin{aligned} \mathbf{J} &= \|\mathbf{G}\mathbf{r} - \mathbf{d}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{r}\|_1 + \lambda_0 \|\mathbf{r} - \mathbf{r}_0\|_1 \\ [\mathbf{G}_{n \times n}] [\mathbf{r}_{n \times 1}] &= [\mathbf{S}_{n \times 1}] \quad (3) \\ [\mathbf{r}] &= \begin{bmatrix} R_{PP}(t_1, \theta) \\ R_{PP}(t_2, \theta) \\ \vdots \\ R_{PP}(t_n, \theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f[r_P(t_1), r_S(t_1), r_d(t_1)] \\ f[r_P(t_2), r_S(t_2), r_d(t_2)] \\ \vdots \\ f[r_P(t_n), r_S(t_n), r_d(t_n)] \end{bmatrix} \end{aligned}$$

式中:  $\mathbf{r}$  为反射系数;  $\mathbf{G}$  为子波矩阵;  $\mathbf{d}$  为地震数据;  $f$  表示反射系数与三参数的关系;  $\mathbf{r}_0$  为初始模型;  $\lambda_0$ 、 $\lambda_1$  为权值系数;  $n$  为采样点数。利用不同角度信息 ( $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ ) 可得方程组

$$\begin{cases} \mathbf{J}(1) = \|\mathbf{G}_{\theta_1} \mathbf{r}_{\theta_1} - \mathbf{d}_{\theta_1}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{r}_{\theta_1}\|_1 + \lambda_0 \|\mathbf{r}_{\theta_1} - \mathbf{r}_{0_1}\|_1 \\ \mathbf{J}(2) = \|\mathbf{G}_{\theta_2} \mathbf{r}_{\theta_2} - \mathbf{d}_{\theta_2}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{r}_{\theta_2}\|_1 + \lambda_0 \|\mathbf{r}_{\theta_2} - \mathbf{r}_{0_2}\|_1 \\ \mathbf{J}(3) = \|\mathbf{G}_{\theta_3} \mathbf{r}_{\theta_3} - \mathbf{d}_{\theta_3}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{r}_{\theta_3}\|_1 + \lambda_0 \|\mathbf{r}_{\theta_3} - \mathbf{r}_{0_3}\|_1 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{J}$  是  $n$  维向量;  $\mathbf{G}_{\theta_i}$  ( $i=1, 2, 3$ ) 为不同子波所对应的子波矩阵;  $\mathbf{d}_{\theta_i}$  ( $i=1, 2, 3$ ) 代表不同角度的观测数据;  $\mathbf{r}_{\theta_i}$  ( $i=1, 2, 3$ ) 代表不同角度的反射系数;  $\mathbf{r}_{0_i}$  ( $i=1, 2, 3$ ) 为不同角度反射系数初始模型。反演的过程即是  $\min \mathbf{J} \mathbf{J}^T$ ,  $\mathbf{J} = [\mathbf{J}(1), \mathbf{J}(2), \mathbf{J}(3)]$ 。

### 2.2 算法简介

Růžek 等<sup>[15]</sup>提出了逆算子估计算法。逆算子估计使用时有  $q$  个模型(个体)一起参与。每个模型  $M$  都是由参数向量,数据向量和模型误差组成

$$\mathbf{M}_i = \{\mathbf{p}_i, \mathbf{d}_i, \text{err}_i\} \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (5)$$

对于本文而言,参数空间对应反演目标参数,即纵波速度、横波速度以及密度,数据空间对应褶积模型正演地震数据,误差为观测数据与正演数据的残差,残差达到预期精度即完成一次求解过程。精度表示形式为

$$\begin{aligned} \text{Norm}[\mathbf{d}_0 - F(\mathbf{p})] &= \Delta \mathbf{d}^T \mathbf{C}_d^{-1} \Delta \mathbf{d} \\ \Delta \mathbf{d} &= \mathbf{d}_0 - F(\mathbf{p}) \end{aligned}$$

算法实现包括选择、预测、校正等三个步骤。选择是算法关键的一步,在允许的求解范围内(事先已经定义),反演目标函数的逆函数一般情况下是不存在的,但是在一些子空间内逆函数是存在的,“选择”目的在于在一个大的空间内寻找到存在逆的这样诸多的小空间;预测则是在这些空间内求解,本文中采

用线性回归、径向基函数网络、克里金三种方法进行求解,Růžek 等<sup>[15]</sup>指出三种方法循环利用可有效地提高算法的精度和适应性;校正阶段则是让求得的解更加合理,即使得目标函数最小。在反演进行之前,需要给每一个目标参数定义允许的极值范围,并赋初始值,按照式(5)构成一个模型,其中参数向量为三维向量,对于一个反射序列而言则参数空间为  $n \times 3$  维,  $n$  为反射序列长度。在第一个模型参数附近需要选择一定数量( $q$  个,一般为维数的 3~5 倍)的随机模型,这些模型构成球形或者超球体空间(如果多于三参数)即为第一次循环的子空间,子空间的中心被认为是最好的模型,选择则是生成这些模型。需要指出的是,在后续的循环中参数模型的空间和大小都在不断改变。

(1)选择

在第一次循环中,集合中心  $\mathbf{p}^c$  是随机选择的而且  $R=1$ 。假设  $\{\mathbf{p}^c, \mathbf{R}\}$  已知,将按照下列步骤产生新的预测模型:①集合的中心模型  $\{\mathbf{p}^c, \mathbf{d}^c, \text{err}^c\}$  作为第一个模型;②张量  $\mathbf{C}^m$  以 Choleski 分解成  $\mathbf{C}^m = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$ ;③候选模型  $\mathbf{p}^s = \mathbf{p}^c + \mathbf{R}\mathbf{L}\mathbf{g}$ , 其中  $\mathbf{g}$  为单位向量。根据合理的条件判断该模型是否合理,为了提高算法的效率,在选择预测模型的时候如果产生了与之前的模型非常靠近的,那么就不应该被选择,这

样就减少了需要正演评估的计算量。

(2)预测

只有被选择到的合适的模型  $\{\mathbf{p}_i, \mathbf{d}_i, \text{err}_i\} (i = 1, 2, \dots, q)$  在此阶段才是可以利用的。

预测模型集合  $\{\mathbf{p}_i, \mathbf{d}_i, \text{err}_i\} \rightarrow$  预测算法  $\rightarrow$  候选解  $\mathbf{p}_0$

试验表明,在复杂多样的环境下,只使用相同的预测算法不利于提高算法的适用性,改进方式是:即使是在一个单一的求逆过程中也要利用多种预测算法。现在常用三种预测算法估计逆算子:①线性回归法;②RBFN(径向基函数网络)预测法;③“克里金”法。

(3)校正

原则上可通过下列参数来控制预测精度:①组成集合的个体数  $q$ ;②集合的大小,即直径  $R$ ;③集合的位置,即集合的中心  $\mathbf{p}^c$ 。

模型个数  $q$  会影响计算量,  $q$  越大,需要选择的模型越多,计算量就会增大,但是对结果的影响较小,  $q$  是随着迭代次数的增加不断自动发生改变的。如果要求更高的精度选取较大的  $q$  是有利的,一般选取范围为模型参数个数的 3~5 倍。校正的关键在于集合的大小以及集合的位置,具体的校正方法如表 1 所示,其中  $n_{\text{wait}}$  表示在循环过程中结果没有改善的循环次数。

表 1 校正方法表

$R'$	$\text{err}_x$	$\mathbf{P}^c$ 的调整	$R$
$R' < R$	$\text{err}_x < \text{err}_b$ , 即预测模型是目前最好的	预测到的模型设为中心: $\mathbf{P}^c \rightarrow \mathbf{P}_x$	减小直径 $R \rightarrow \frac{R}{2}$
	$\text{err}_x > \text{err}_b$ , 即预测模型不是目前最好的	$n_{\text{wait}} < m$ , 什么也不改变, 重复 若出现 $m$ 次, 则让 $n_{\text{wait}} = 0$ ; 中心以 50% 的概率设为目前最好的模型或者随机选择	$R = 1$
$R' > R$	$\text{err}_x < \text{err}_b$ , 即预测模型是目前最好的	预测到的模型设为中心: $\mathbf{P}^c \rightarrow \mathbf{P}_x$	$R$ 不变
	$\text{err}_x > \text{err}_b$ , 即预测模型不是目前最好的	$n_{\text{wait}} < m$ , 什么也不改变, 重复 若出现 $m$ 次, 则让 $n_{\text{wait}} = 0$ ; 中心以 50% 的概率设为目前最好的模型或者随机选择	$R$ 不变

选择为预测提供了  $q$  个合理模型集合, 预测产生新的模型更换已有模型集合中较差模型并更换集合中心位置, 校正将模型集合整体向最佳解靠近并不断缩小参数空间的大小(数据空间大小没有实用价值, 因为观测数据是固定的), 这三步不断循环, 最终得到反演结果。可发现该算法不再采用优化算法的搜索式的求解方法, 而是直接在子空间内求解, 多

解性降低, 而这一点对于 AVO 反演尤为重要。

### 3 可行性分析

#### 3.1 方程精度分析

Aki & Richards 近似式建立在界面两侧弹性参数差异较小的基本假设下, 在界面两侧弹性参数

差异较大的情况下,线性近似式与精确方程的差别明显,而高阶近似式可减小与精确方程的误差。利用如表2所示的模型,分别利用Aki线性近似方程、高阶近似方程以及精确方程计算纵波反射系数,分析两个近似式的精度。

表2 模型参数表

岩性	纵波速度 m/s	横波速度 m/s	密度 kg/m <sup>3</sup>
砂岩	3780	2360	2650
页岩	3600	1585	2250

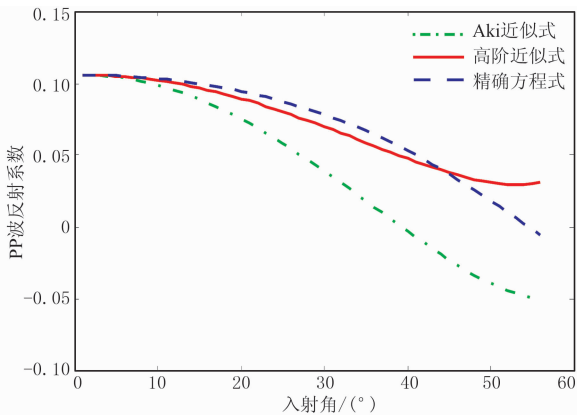


图1 不同反射方程计算的纵波反射系数比较

由图1可以看到,在界面两侧差异较大的时候3个方程的差异比较明显,Aki线性近似式与精确方程反射系数差别很大,但是高阶近似方程在0~35°入射角范围内明显比线性近似式更加精确。为了验证算法是否可以体现出高阶方程的优势,本文利用 Zoeppritz精确方程正演,分别用线性近似方程和高阶

方程进行反演,将反演方程作为唯一的变化因素,得到第2层的参数值,如表3所示。从该表结果可看出,高阶方程总体上比线性方程具有更高精度。

表3 模型值与反演值比较

	纵波速度 m/s	横波速度 m/s	密度 kg/m <sup>3</sup>
模型值	3600.0	1585.0	2250.0
高阶方程反演值	3599.0	1573.9	2238.4
线性方程反演值	3595.6	1744.3	2219.1

### 3.2 纵横波速度比的影响

在常规的反演过程中,人们往往在整个工区使用一个固定的纵横波速度比,然而实际的纵横波速度比随着深度变化,特别对于含油气储层影响更加明显。下面就纵横波速度比对反演的影响展开讨论。模型数据如图2所示,利用主频为40Hz的雷克子波合成地震记录。本文利用井数据计算出纵横波速度比将其运用到反演方程中。

基于井数据计算出来的纵横波速度比是真实的纵横波速度比,在本文中我们将真实的纵横波速度比进行低通滤波(截止频率为40Hz),这样的纵横波速度比在测井和地震有较好的权衡,既能保证较为真实的纵横波速度比变化趋势,也能与地震分辨率保持一致,然后将其应用到反演中。图3、4中红色代表模型值,蓝色代表反演值,使用合适的纵横波速度比可以得到更加准确的结果,而两个反演结果出现差异的位置存在油气显示(约75~125ms,图3、图4中红色矩阵框圈中部分)。

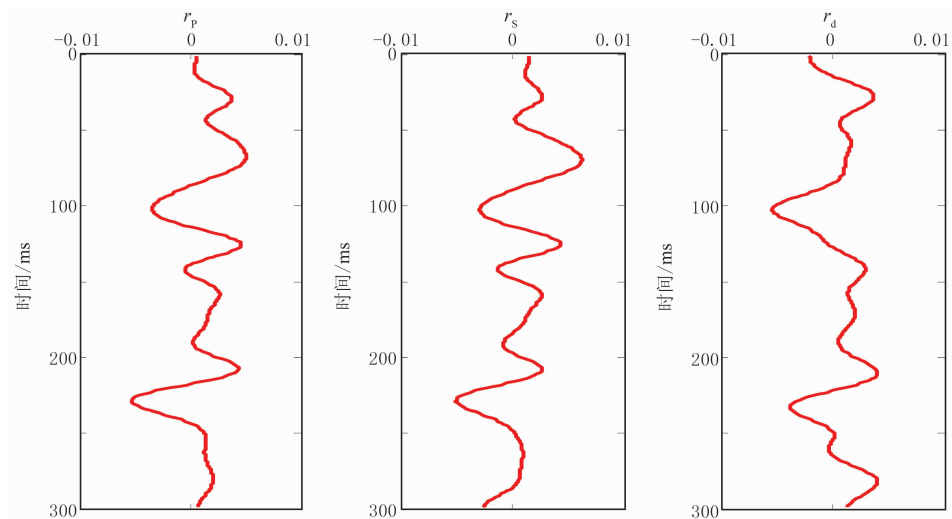


图2 井模型的纵波速度(左)、横波速度(中)及密度的(右)反射系数

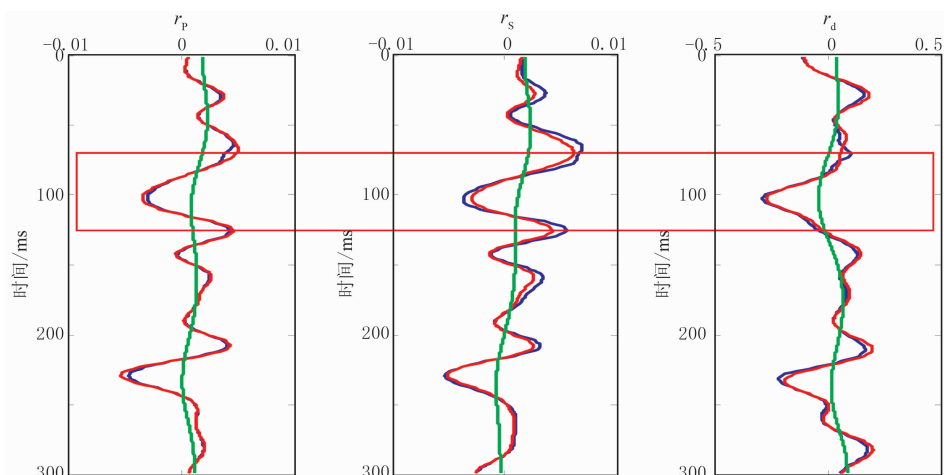


图 3 纵横波速度比为 2 时的纵波速度(左)、横波速度(中)及密度(右)的反射系数反演结果

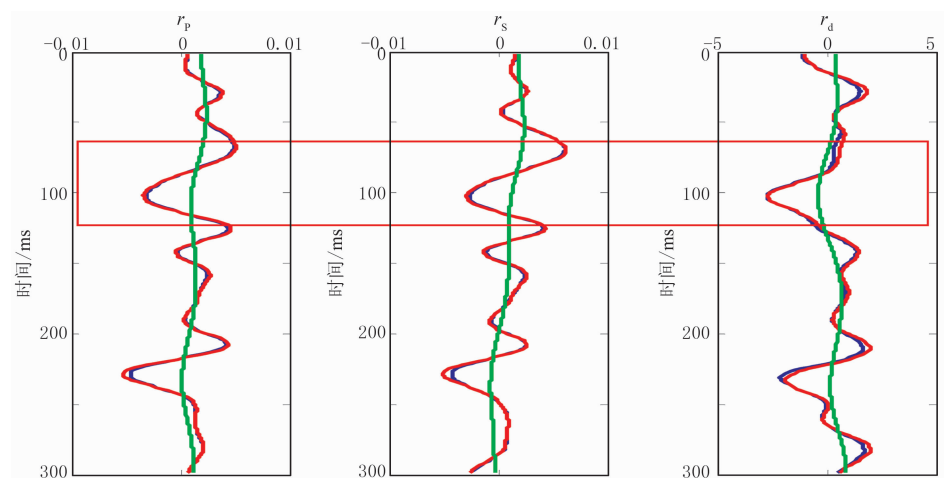


图 4 纵横波速度比变化时的纵波速度(左)、横波速度(中)及密度(右)的反射系数反演结果

### 3.3 $L_1$ 范数对反演的影响

由于本文采用的是一种新的非优化算法,所以对于加入  $L_1$  范数是否对反演有帮助尚待考证。下面比较不加范数与加范数两种情况的反演结果。

考虑到的影响主要分为两个方面:稳定性和反演中奇异值数量。

为了验证加  $L_1$  约束项对于结果稳定性的影响,在信噪比为 1 的情况下,对上述反演过程独立进行 10 次,得到 10 个反演结果。对于每一个采样点,计算这 10 次反演结果与模型值的方差和标准差,得到表 4,然后分别做归一化处理得到图 5。

由表 4 可以得到,加了约束项后方差总和整体上明显减小,说明整体上稳定性有所提高。标准差反应了与模型值的差值,可以看到加  $L_1$  约束后误差明显减小。再观察图 5,红色曲线代表未加约束项,蓝色代表加约束项,浅蓝色粗线为不加约束项的

表 4 方差总和数值表

	不加约束方差	标准差	加约束方差	标准差
纵波速度	2.5414e+6	504	8.2551e+4	91
横波速度	1.6260e+6	403	6.0524e+4	78
密度	5.6076e+5	236	9.2587e+4	96

平均变化趋势曲线,绿色粗线代表加约束项的平均变化趋势线,对于每一个采样点来说,未加约束项的纵波速度的方差变化幅度为 0.2~1.0,而加了约束项的则基本维持在 0.5 附近,说明加了约束项后对于每一个采样点而言误差是相对稳定的。同样对于密度有类似的现象。

综上所述,加入合适的约束项后有利于提高结果的稳定性。

其次是所耗时间。耗时明显指的是计算陷入无意义循环,残差并不随着循环次数增加而继续减小,

虽然在算法中已经考虑到会有这种情况发生,但是由于随机噪声以及反演问题不适定性的限制,这种情况仍然很难解决。10次反演过程300个采样点中,我们统计由于这种情况使得算法无法在即定的循环次数内达到求解精度的次数,每次反演中未加约束项的平均次数为5,而加入约束后平均次数为0.8,所以时间有大幅度减少。

综上所述,算法可以通过加入  $L_1$  范数来提高稳

定性以及计算效率。

### 3.4 抗噪性测试

基于上述的模型,对合成记录分别加入信噪比为5、2、1的噪声(图6)。然后利用(2)和(3)式进行反演,分别得到了如图7~图9所示的结果,从左至右分别为纵波速度反射系数、横波速度反射系数以及密度反射系数。随着信噪比的降低,反演结果与模型值误差逐渐增大,但趋势基本一致。

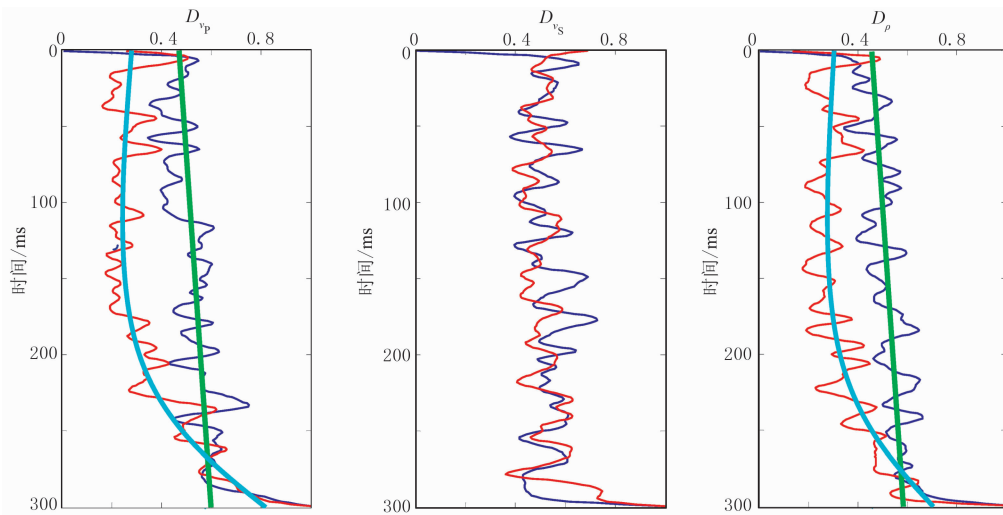


图5 加约束项前后的纵波速度(左)、横波速度(中)及密度(右)的归一化标准差对比

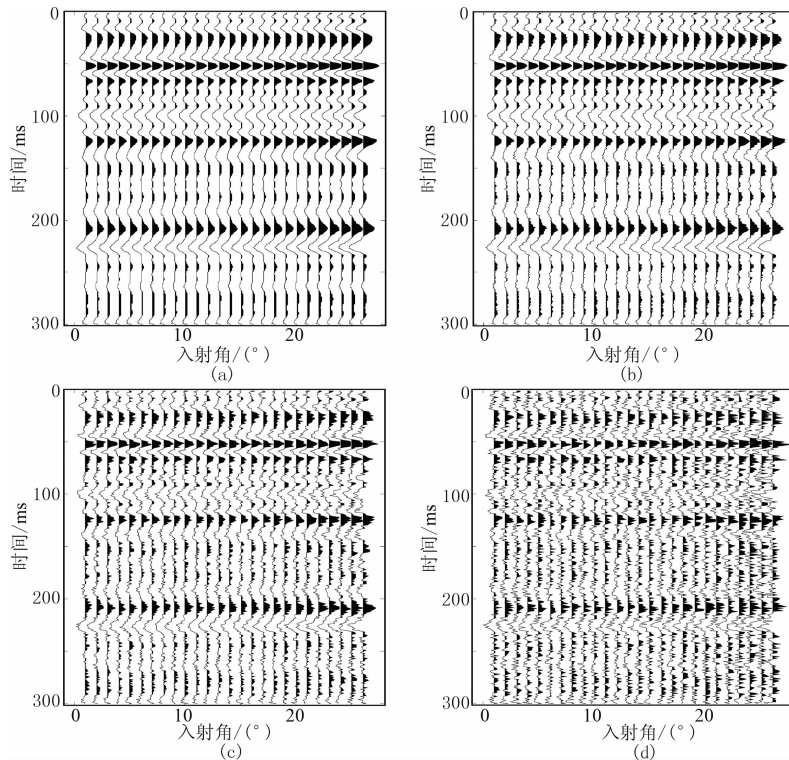


图6 原始合成记录(a)与分别加入信噪比为5(b)、2(c)、1(d)的噪声时的合成地震记录

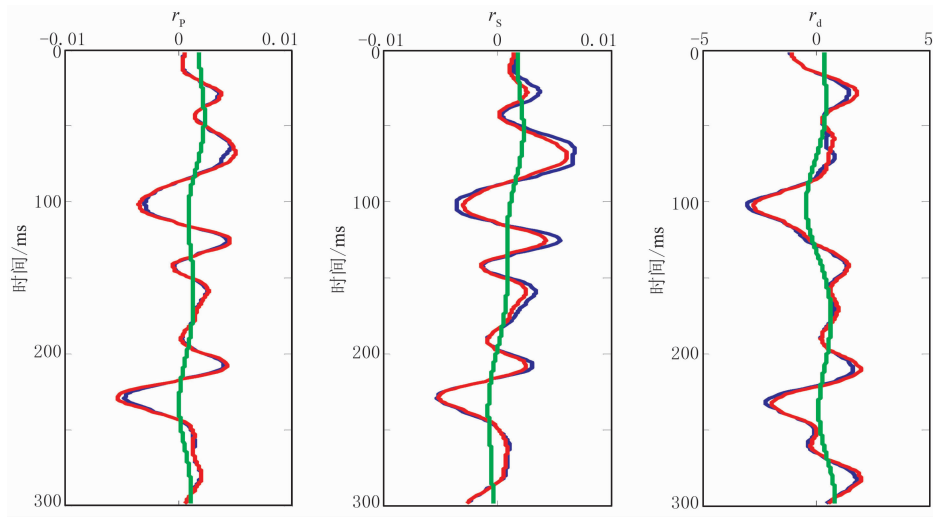


图 7 信噪比为 5 时反射系数的真实值(红)、反演值(蓝)、初始值(青绿)对比

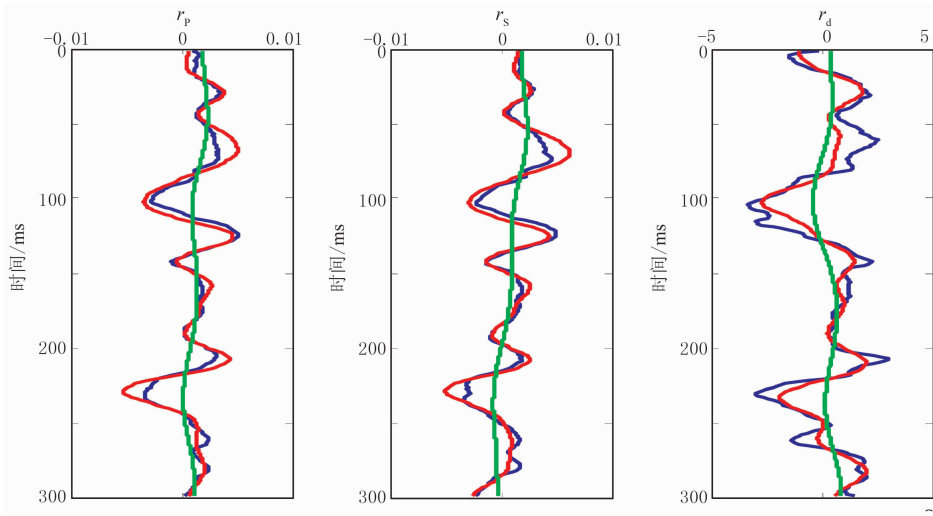


图 8 信噪比为 2 时反射系数的真实值(红)、反演值(蓝)、初始值(青绿)对比

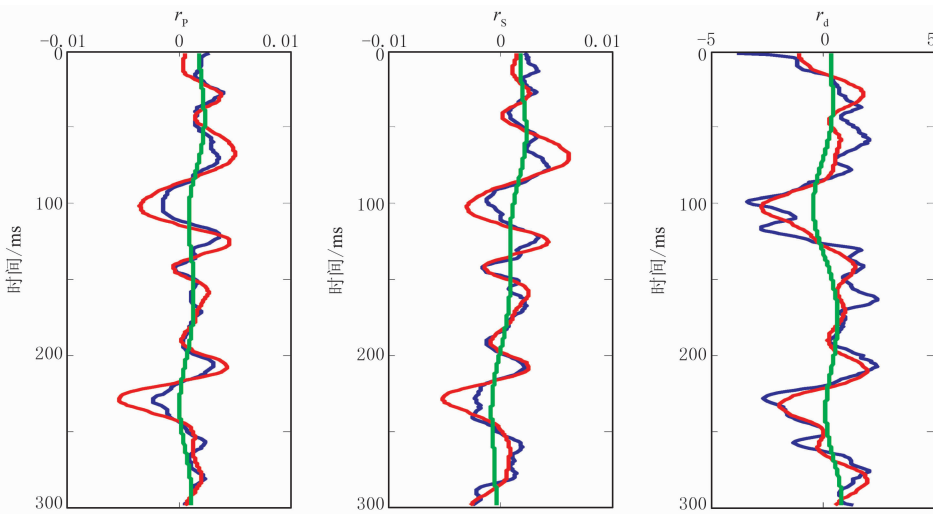


图 9 信噪比为 1 时反射系数的真实值(红)、反演值(蓝)、初始值(青绿)对比

## 4 实际资料应用

以下是实际资料反演,数据来源于中国陆上某勘探工区。本文利用的数据是叠前部分角度叠加道集,有小、中、大三个角度的剖面,中心角度分别为 $10^\circ$ 、 $20^\circ$ 、 $30^\circ$ ,如图10~图12所示。反演得到纵波速度反射系数、横波速度反射系数以及密度反射系数三个参数的剖面。反演结果如图13~图15所示,可以看出反演出的三参数剖面与地震剖面保

持了较好的一致性。井的位置为CDP号为83处(图中“ $\triangle$ ”符号处),图中井曲线为对应的反射系数曲线,即图13~图15中井曲线类型分别为纵波速度反射系数、横波速度反射系数以及密度反射系数,图16为纵横波速度比剖面,红色代表低值,根据测井资料了解到在该工区油气储层纵横波速度比应为低值异常,在 $20\sim 40\text{ms}$ 之间为油水同层(图中红色椭圆圈中部分),在约 $100\sim 120\text{ms}$ 处为油层(图中黑色椭圆圈中部分),反演结果与井资料吻合较好。

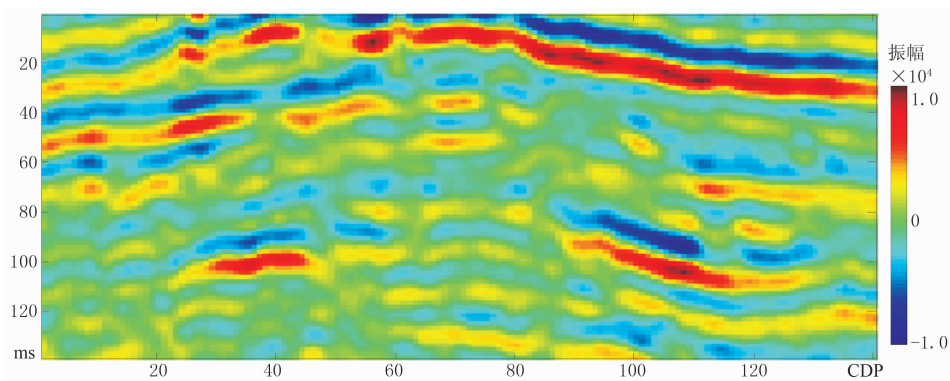


图10 小角度叠加地震剖面

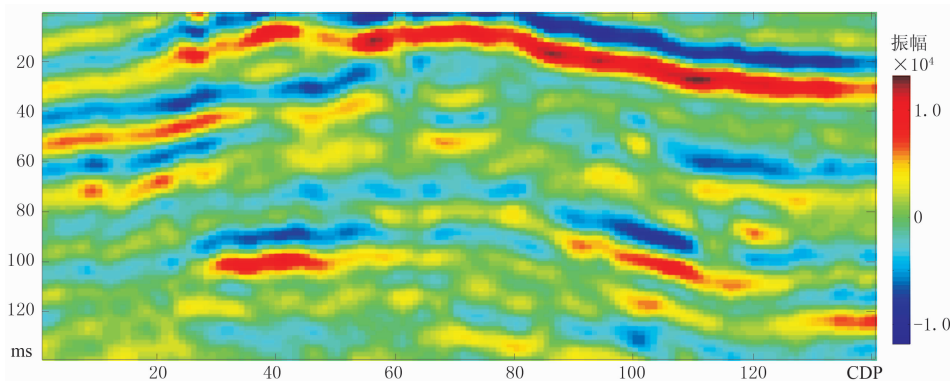


图11 中角度叠加地震剖面

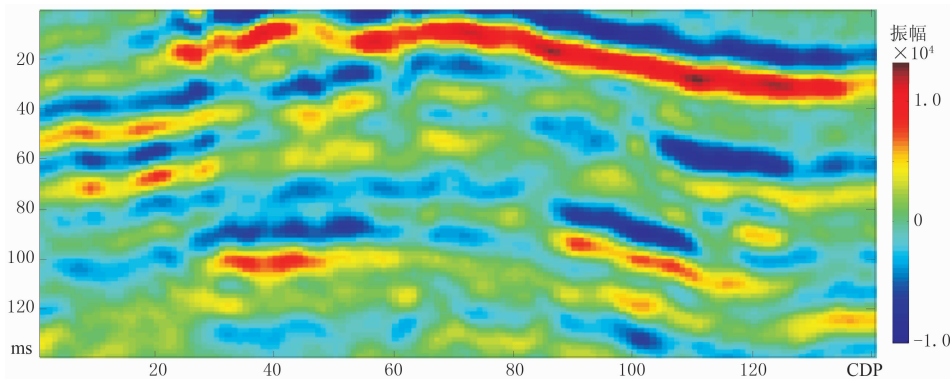


图12 大角度叠加地震剖面



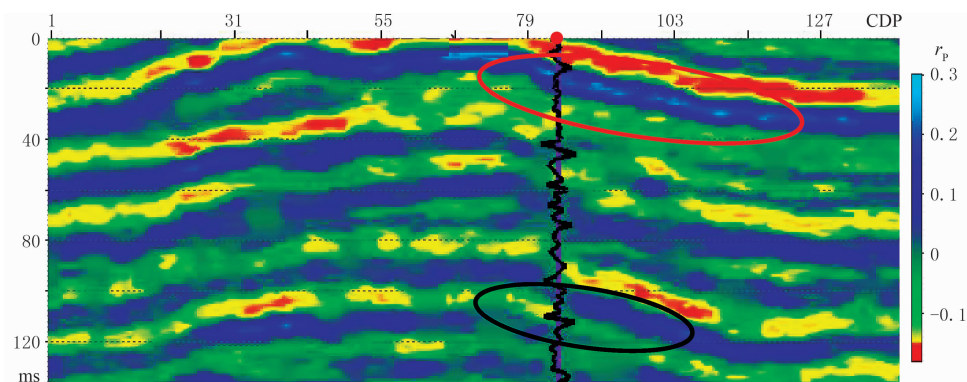


图 13 纵波反射系数剖面

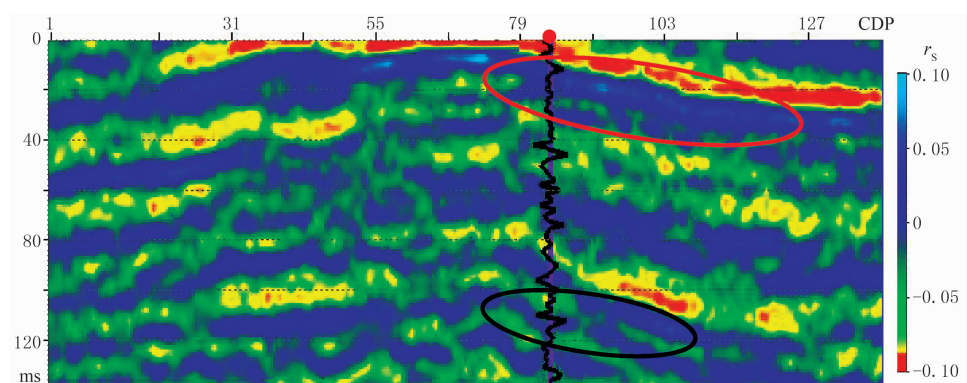


图 14 横波反射系数剖面

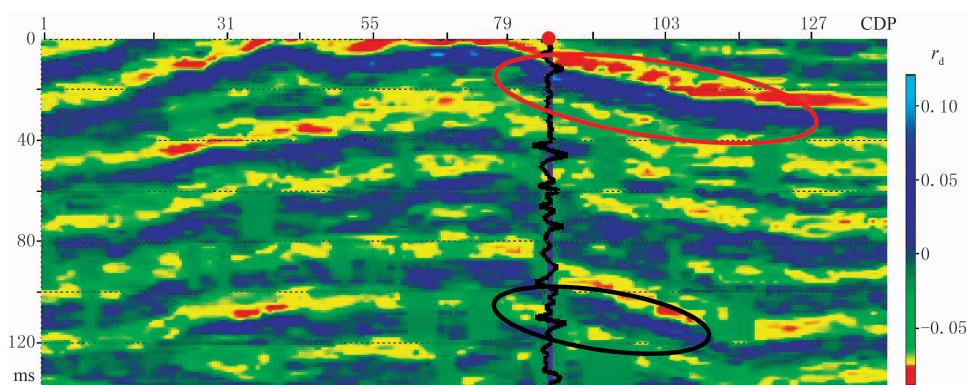


图 15 密度反射系数剖面

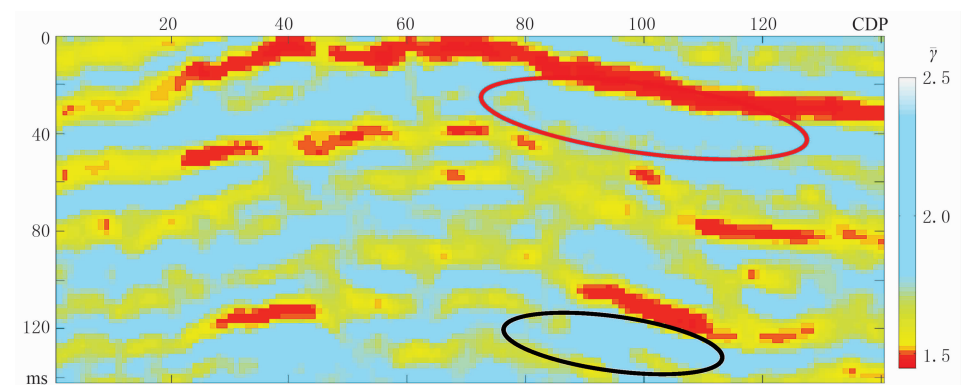


图 16 纵横波速度比剖面

## 5 结束语

本文基于逆算子估计算法实现了 AVO 非线性反演,利用高阶 Zoeppritz 方程近似式建立反演方程,在界面两侧差异较大的情况下比线性近似式精度更高;模型试算表明逆算子估计算法稳定,使用合适的纵横波速度比有利于得到更好的反演结果。实际资料反演结果与原始数据和钻井资料较好吻合。

### 参考文献

- [1] Yin X, Zong Z, Wu G. Improving seismic interpretation; a high-contrast approximation to the reflection coefficient of a plane longitudinal wave. *Petroleum Science*, 2013, 10(4): 466-76.
- [2] 印兴耀, 曹丹平, 王保丽等. 基于叠前地震反演的流体识别方法研究进展. *石油地球物理勘探*, 2014, 49(1): 23-34, 46.  
Yin Xingyao, Cao Danping, Wang Baoli et al. Progress in fluid identification method based on pre-stack seismic inversion. *OGP*, 2014, 49(1): 23-34, 46.
- [3] Rothlman D H. Automatic estimation of large residual static correction. *Geophysics*, 1986, 51(2): 323-346.
- [4] Stoffa P L, Sen M K. Nonlinear multi-parameter optimization using genetic algorithms; inversion of Plane-wave seismograms. *Geophysics*, 1991, 56(11): 1794-1810.
- [5] Mallick S. Some practical aspects of prestack waveform inversion using a genetic algorithm; An example from the east Texas Woodbine gas sand. *Geophysics*, 1999, 64(2): 326-336.
- [6] Tarantola A. A strategy for nonlinear elastic inversion of seismic reflection data. *Geophysics*, 1986, 51(10): 1893-1903.
- [7] Mogensen S, Link C. Artificial neural networks solutions to AVO inversion problems. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 2001, 20: 316-319.
- [8] Press F. Earth models obtained by Monte Carlo inversion. *Journal of Geophysical Research*, 1968, 73(16): 5223-5234.
- [9] Kuzma H A, Rector J W. Non-linear AVO inversion using support vector machines. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 2003, 22: 181-184.
- [10] Kenedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization. *Proceeding of IEEE, International Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ, IEEE Press, 1995, 1942-1948.
- [11] 王保丽, 孙瑞莹, 谈晓东. 基于 SA-PSO 优化算法的波阻抗反演. *中国地球物理学会第二十九届年会*, 2013, 643-645.  
Wang Baoli, Sun Ruiying, Tan Xiaodong. AI inversion based on SA-PSO optimization algorithm. *Chinese Geophysical Society 29th Annual Meeting*, 2013, 643-645.
- [12] 杨培杰, 印兴耀. 非线性二次规划贝叶斯叠前反演. *地球物理学报*, 2008, 51(6): 1876-1882.
- Yang Peijie, Yin Xingyao. Prestack inversion based on Bayesian nonlinear quadratic programming. *Journal of Geophysics*, 2008, 51(6): 1876-1882.
- [13] 姚姚. 地球物理非线性反演模拟退火法的改进. *地球物理学报*, 1995, 38(5): 643-650.  
Yao Yao. Improvement of geophysical nonlinear inversion based on simulated annealing. *Chinese Journal of Geophysics*, 1995, 38(5): 643-650.
- [14] 严哲, 顾汉明. 量子行为的粒子群算法在叠前 AVO 反演中的应用. *石油地球物理勘探*, 2010, 45(4): 516-519.  
Yan Zhe, Gu Hanming. Particle swarm optimization quantum behavior in pre-stack AVO inversion application. *OGP*, 2010, 45(4): 516-519.
- [15] Růžek B, Kolář P, Kvasnička M. Robust solver of a system of nonlinear equations. *Technical Computing Prague*, 2009, ISBN: 978-80-7080-733-0, 90.
- [16] Wang Y. Approximations to the Zoeppritz equations and their use in AVO analysis. *Geophysics*, 1999, 64(6): 1920-1927.
- [17] 李爱山. 基于 EI 的岩石物性参数提取方法研究与应用[学位论文]. 山东东营: 中国石油大学(华东), 2007.  
Li Aishan. The extraction method and application of petrophysical parameters based on EI [D]. *China University of Petroleum, Dongying, Shandong*, 2007.
- [18] 李爱山, 印兴耀, 陆娜等. 两个角度弹性阻抗反演在中深层含气储层预测中的应用. *石油地球物理勘探*, 2009, 44(1): 87-92.  
Li Aishan, Yin Xingyao, Lu Na et al. Two angles elastic impedance inversion in deep gas reservoir prediction. *OGP*, 2009, 44(1): 87-92.
- [19] Aki K, Richards P G. *Quantitative Seismology*. University Science Books, 2002.
- [20] Zong Z Y, Yin X Y, Zhang F et al. Reflection coefficient equation and pre-stack seismic inversion with Young's modulus and Poisson ratio. *Chinese Journal of Geophysics*, 2012, 55(11): 3786-3794.
- [21] Zong Zhaoyun, Yin Xingyao, Wu Guochen. Complex pre-stack amplitude inversion for P-wave and S-wave quality factors. *Geophysical Journal International*, 2015, 202(1): 564-577.
- [22] Zong Zhaoyun, Yin Xingyao, Wu Guochen et al. Elastic inverse scattering for fluid variation with time-lapse seismic data. *Geophysics*, 2015, 80(2): WA61-WA67.

(本文编辑: 朱汉东)

### 作者简介

邓炜 硕士研究生, 1992年生; 2014年毕业于中国石油大学(华东)勘查技术与工程专业, 获工学学士学位; 目前在中国石油大学(华东)攻读同一专业工学硕士学位, 主要从事叠前地震反演与页岩气预测等方面的研究工作。

