

基于混合遗传算法的叠前随机反演方法

印兴耀^{1,2}, 刘婵娟^{1,2}, 王保丽^{1,2}

(1. 中国石油大学地球科学与技术学院, 山东青岛 266580;

2. 海洋国家实验室海洋矿产资源评价与探测技术功能实验室, 山东青岛 266071)

摘要:针对常规随机反演方法计算效率低的问题,提出一种基于混合遗传算法的叠前随机反演方法。该方法充分利用测井资料中的高频信息,并以地震数据作为约束,首先通过快速傅里叶滑动平均(fast Fourier transform-moving average, FFT-MA)谱模拟算法进行随机模拟得到基于地质统计学的初始模型信息,随后结合提出的混合遗传算法对模拟结果进行快速优化,得到符合地下地质结构的反演剖面,实现对叠前弹性参数的反演。混合遗传算法避免了一般遗传算法常见问题,如收敛速度慢以及产生“早熟”现象,与模拟退火相结合能够快速收敛达到全局最优,保证了反演精度。数值试验结果表明,融入混合遗传算法的叠前随机反演方法,在充分利用叠前信息的同时可以保证反演结果有效收敛,并且与模型数据吻合较好,与传统的叠前反演方法相比具有较高的分辨率,在储层识别和油藏描述中起到了重要作用。

关键词:混合遗传算法; 叠前随机反演; 分辨率; 收敛性

中图分类号:P 631.4 **文献标志码:**A

引用格式:印兴耀,刘婵娟,王保丽. 基于混合遗传算法的叠前随机反演方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2017,41(4):65-70.

YIN Xingyao, LIU Chanjuan, WANG Baoli. Pre-stack stochastic inversion based on hybrid genetic algorithm[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2017,41(4):65-70.

Pre-stack stochastic inversion based on hybrid genetic algorithm

YIN Xingyao^{1,2}, LIU Chanjuan^{1,2}, WANG Baoli^{1,2}

(1. School of Geosciences in China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;

2. Laboratory for Marine Mineral Resources, Qingdao National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266071, China)

Abstract: This paper proposed a pre-stack stochastic inversion method based on a hybrid genetic algorithm aiming to resolve the problem of low computation efficiency. It makes full use of the high frequency information of well logging data and is constrained by seismic data at the same time. Firstly, it obtains the geostatistical simulated results through the fast Fourier transform-moving average (FFT-MA) spectrum simulation, and then optimizes the initial simulated results using the hybrid genetic algorithm (HGA) proposed by this paper to obtain the inversion results that correlate with the geological structure. HGA can overcome the drawbacks of conventional genetic algorithm (GA), such as slow convergence and "premature". It can obtain the optimal results quickly when combined with simulated annealing (SA). The numerical testing shows that the pre-stack stochastic inversion based on hybrid genetic algorithm can ensure the convergence of the inversion and also satisfy well data. In addition, this method has high vertical resolution compared with the conventional pre-stack inversion, and may play an important role in reservoir identification and reservoir description.

Keywords: hybrid genetic algorithm; pre-stack stochastic inversion; resolution; convergence

收稿日期:2016-07-01

基金项目:国家自然科学基金-石油化工基金联合重点项目(U1562215);国家自然科学基金项目(41204085)

作者简介:印兴耀(1962-),男,教授,博士,博士生导师,研究方向为勘探地球物理理论。E-mail: xyin@upc.edu.cn。

通讯作者:王保丽(1981-),女,副教授,博士,研究方向为地球物理反演。E-mail: baoliwang@upc.edu.cn。

随着地震勘探目标向复杂型油气藏的转变,地震解释对信噪比和分辨率的要求也逐渐提高。地震随机反演作为高分辨率地震反演方法之一,与常规确定性反演方法相比,其特点在于充分利用测井数据,并以地震数据作为约束,得到多个反演解,并对反演结果不确定性作出合理估计。自 Bortoli 等^[1]提出地质统计学反演以来,国内外许多学者关于随机反演都做了相应的研究^[2-6]。Haas 等^[7]发展了单道模拟的随机反演方法,提高了反演结果分辨率,但存在计算效率低的特点。对此,Francis^[5-6]充分利用频率域模拟速度快的优点,提出了快速傅里叶变换的谱模拟算法;Yang 等^[8]也针对随机反演提出了贪婪退火重要性采样方法;同时王保丽等^[9-10]引入 FFT-MA 谱模拟算法进行频率域的地质统计模拟,以此提高计算效率;印兴耀等^[11]依据分形理论构建初始模型,将其与低频先验信息相结合,其计算效率高于常规的地震随机反演方法。另外对于随机反演策略问题,White 等^[12]利用 Gassmann 方程对饱和流体进行了流体体积模量的随机反演;Grana 等^[13]利用序贯高斯模拟结合概率扰动算法对相关储层参数进行了随机反演;Yin 等^[14]基于地质统计学先验信息,实现了对岩石物理参数的同时反演;孙瑞莹等^[15]实现了弹性阻抗的随机反演。以上对随机反演的研究集中在提高计算效率方面,在反演结果精度方面没有进一步考虑,且反演策略多集中于叠后,而叠前反演能够得到更多的反映流体和岩性变化的储层参数。笔者引入并改进混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA),将其与随机模拟相结合,在保证计算效率的同时又提高反演结果收敛性,最后将其扩展至叠前,并根据实际地区资料,选择性地反演相关参数,以实现高分辨率的叠前随机反演。

1 方法原理

在地震随机反演方法研究中,一般须根据测井信息对储层参数进行随机模拟得到初始模型信息,然后结合相关优化算法对模型参数进行优化,直至得到满足地下地质结构的反演剖面。其中优化算法的收敛性和计算效率一直是研究的重点,本文中利用 FFT-MA 谱模拟得到的模拟结果作为初始种群,引入并改进混合遗传算法,通过对相关参数进行扰动优化,实现对叠前弹性参数的随机反演。

1.1 随机模拟

本文中以王保丽等^[10]提出的快速傅里叶滑动平均谱模拟算法为基础进行随机模拟。其基本公式

如下:

$$y = m + g^* z. \quad (1)$$

式中, y 为模拟值; m 为模拟的均值; g 为协方差函数 C 的共轭根,协方差函数 C 可由变差函数获得; z 为符合模拟维度的随机高斯白噪声,每次模拟加入的 z 值都不同。但是 FFT-MA 算法是一种非条件化的谱模拟方法,并不满足硬数据,因此须对其进行条件化处理,常用的处理方法为克里金条件化^[16]。结合条件化处理的 FFT-MA 算法可以完整地取代序贯高斯模拟,经过试算分析,两种模拟算法对同样的数据进行处理,FFT-MA 算法耗时比序贯高斯模拟算法耗时有明显降低,大大地提高了计算效率。

1.2 混合遗传算法

在通过随机模拟得到初始模型信息后,利用混合遗传优化算法对其进行扰动。

1.2.1 遗传算法

遗传算法是 Holland^[17]基于达尔文的自然选择论和孟德尔的遗传规律所提出的一种全局寻优算法,它通过模拟其中的复制、交叉、变异等现象产生一群更适应环境的个体,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域,这样一代一代地不断繁衍进化,直至收敛于最好的个体。

遗传算法一般通过不断地改进个体使其朝最好的方向发展,但往往由于收敛速度和达到全局最优相互矛盾,所以一般遗传算法存在收敛速度慢、容易早熟、易陷入局部极值等问题,对此本文中引入并改进混合遗传算法。

1.2.2 混合遗传算法

针对遗传算法的长处与不足,有学者对此做了相关改进^[18-19],本文中模拟退火引入到遗传算法中,构成混合遗传算法。模拟退火算法具有较强的局部搜索能力,并能使搜索过程跳出局部最优解,但是它对整个搜索空间了解不够,达不到全局最优,从而使得运算效率较低,而这与遗传算法把握搜索过程总体能力较强的特点相互补。在改进后的算法中,遗传算法侧重于全局搜索,模拟退火侧重于局部搜索,二者的结合可以有效地避免一般遗传算法所具有的问题,使其效率大大提高。该算法流程如图 1 所示,其中主要特点可概括如下:

(1) 初始种群的好坏程度极大地影响求解的时间和最终的结果,使用随机模拟产生的结果作为初始种群;

(2) 个体的好坏根据适应度来判断,本文中采取的适应度公式为

$f_i = a \cdot corr(g(m_i), s_{obs}) + b \cdot corr(m_i, m_0).$ (2)

式中, a 和 b 为权系数; $corr$ 为两向量的相关系数; m_i 为种群中第 i 个个体的反演参数值; m_0 为先验信息; s_{obs} 为地震观测记录; g 为正演算子;

- (3)产生的子代以 Boltzmann 生存机制替换父代;
- (4)始终保留种群中最好的个体,以此替换下一代最差的个体;
- (5)与模拟退火相结合以达到全局最优解。

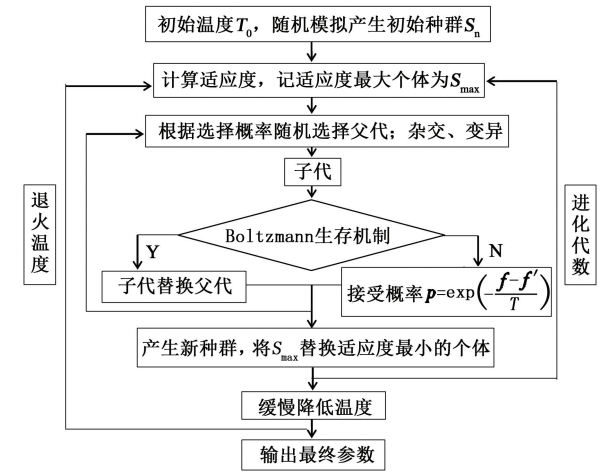


图 1 混合遗传算法流程
Fig.1 Flowchart of HGA

1.3 叠前弹性参数反演

叠前反演主要是利用叠前地震资料所包含的丰富信息,反演除纵波信息外的横波、密度、流体敏感参数、物性参数等信息^[20]。在面向储层的参数估计中,主要以 AVO (amplitude variation with offset)/AVA 反演为主,根据反演策略的不同,基于 Zoeppritz 方程及其近似公式的叠前反演方法又可分为 AVO/AVA 反演和弹性阻抗反演。

本文中在现有地震随机反演的基础上,引入并改进混合遗传算法,将其与随机模拟相结合,并将应用推广至叠前,实现基于混合遗传算法的叠前弹性参数的随机反演,整个流程如图 2 所示。

2 模型测试分析

本文中选用某口井的真实测井资料来进行测试。图 3(a)为结合 FFT-MA 谱模拟与混合遗传算法得到的弹性阻抗小角度、中角度和大角度的反演结果,其中灰色曲线为为 FFT-MA 谱模拟得到的初始种群,为提高计算效率,使用一个模拟结果的 20 个克隆值作为初始种群进行杂交、变异,杂交概率和变异概率可根据实际情况而定。图 3

(b)为一般遗传算法结合 FFT-MA 谱模拟得到的反演结果与真实测井曲线对比。从图中可以看出,由本文中所采用的基于混合遗传算法的叠前随机反演方法得到的反演结果与实际数据更加吻合,收敛性也更好。

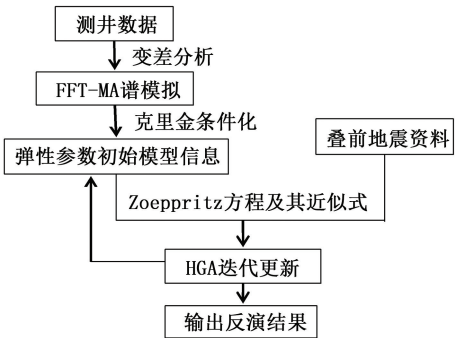
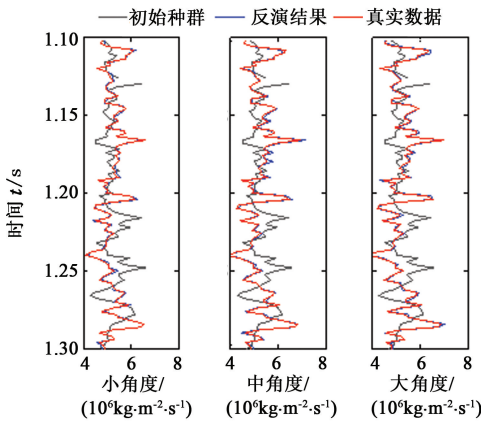
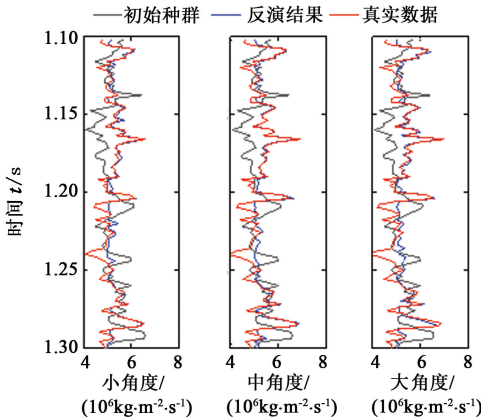


图 2 基于混合遗传算法的叠前随机反演流程
Fig.2 Flowchart of pre-stack stochastic inversion based on HGA



(a) 基于HGA随机反演结果



(b) 基于GA随机反演结果

图 3 弹性阻抗随机反演结果对比

Fig.3 Comparison of stochastic inversion result of EI (elastic impedance)

图 4 为以小角度弹性阻抗为例,用混合遗传算法与一般遗传算法进行收敛性比较的历代适应度随

迭代次数变化对比。图 4(a) 中蓝色曲线表示每个温度下种群中平均适应度随温度迭代次数的变化,红色曲线表示该温度下种群中的最大适应度,图 4(b) 中蓝色曲线表示每次进化中种群的平均适应度,红色曲线表示该次进化中的最大适应度。由于 HGA 结合了模拟退火,使得在一定进化代数的基础上增加了温度的缓慢降低,本文中设置每个温度下的进化代数为 80 代,初始温度 T_0 为 100° ,退火因子为 0.9,故实际上 HGA 共迭代了 14 000 次,耗时 175 s,而 GA 共迭代了 30 000 次,耗时 460 s。图 4 中适应度的计算与相似系数有关,适应度越大表示与真实数据吻合度越高,收敛效果越好。由图中可知,混合遗传算法相比于一般遗传算法的收敛性更好,而收敛速度也更快。

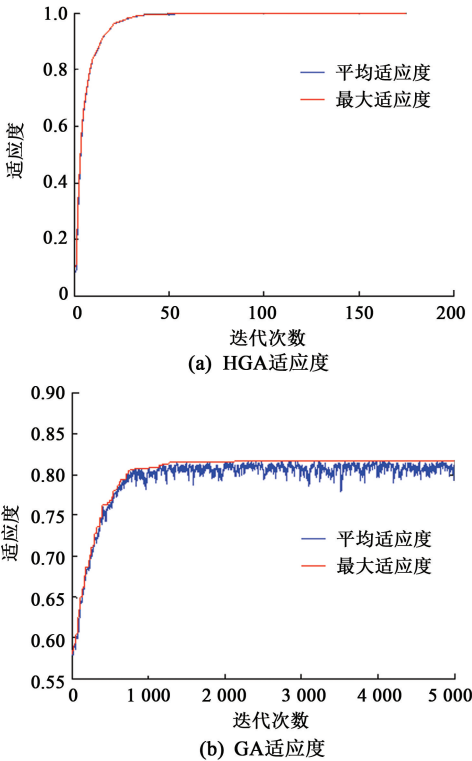


图 4 历代适应度随迭代次数变化对比
Fig. 4 Comparison of HGA with GA of fitness variation

另外,根据本文中采用的方法所得到的弹性阻抗反演结果,对其提取相关参数,图 5 为由图 3(a) 所示的弹性阻抗体中提取的纵波速度、泊松比以及密度与真实测井曲线的对比。从图中可以看出,提取的弹性参数比较可信,与实际数据基本一致。

图 6 为信噪比(R_{SN})为 4 时提取的弹性参数结果与真实值的对比,可以看出即使在噪声存在的情况下,反演结果仍比较可信。

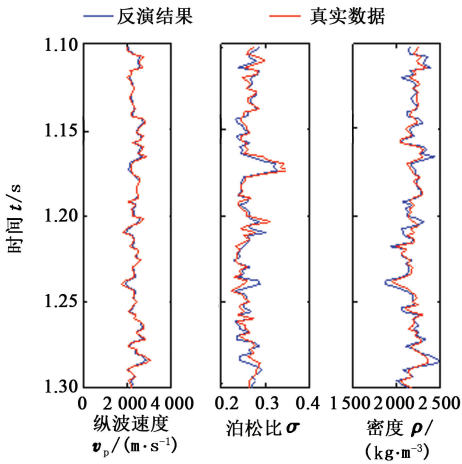


图 5 弹性参数反演结果对比
Fig. 5 Compariorn of inversion results of elastic parameters

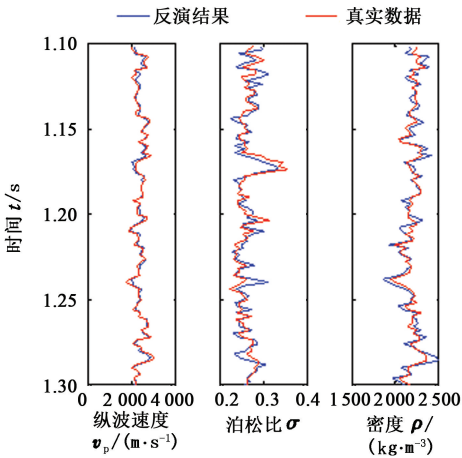


图 6 $R_{SN}=4$ 时弹性参数反演结果对比
Fig. 6 Compariorn of inversion results of elastic parameters when $R_{SN}=4$

3 实际数据的应用

该实际资料来自中国某老油田。首先对研究区不同角度的地震数据进行弹性阻抗反演,在此之前须针对各个角度的数据对每口井进行角度子波的提取,然后利用本文中提出的基于混合遗传算法的叠前随机反演方法进行弹性阻抗随机反演,最后针对反演结果提取相关叠前弹性参数,从而进行储层预测和流体识别。研究区目的层段属于河流相沉积,河道分布范围小,相关交会分析得知该区域拉梅参数与密度的乘积($\lambda\rho$)可以很好地区分岩性,故提取该参数验证本文方法有效性。

使用的地震资料共有 250 道,纵向采样率为 2 ms,时间范围为 1.05 ~ 1.15 s。图 7 显示了实际资料的反演结果对比,图中黑色测井曲线表示伽马曲

线,可以很好地区分岩性。其中,图 7(a)为一般反演方法所得到的拉梅参数与密度乘积剖面,图 7(b)为本文中所用方法得到的参数剖面。通过对比可以看出,虽然图 7(a)反演结果基本满足反演要求,但纵向分辨率低,对薄互储层不能有效识别,而图 7

(b)所示反演结果的纵向分辨率明显提高,在黑色椭圆处能有效识别出薄互层,与真实测井曲线匹配良好,验证了本文中提出的基于混合遗传算法的叠前随机反演方法在储层识别中的优势以及方法的有效性。

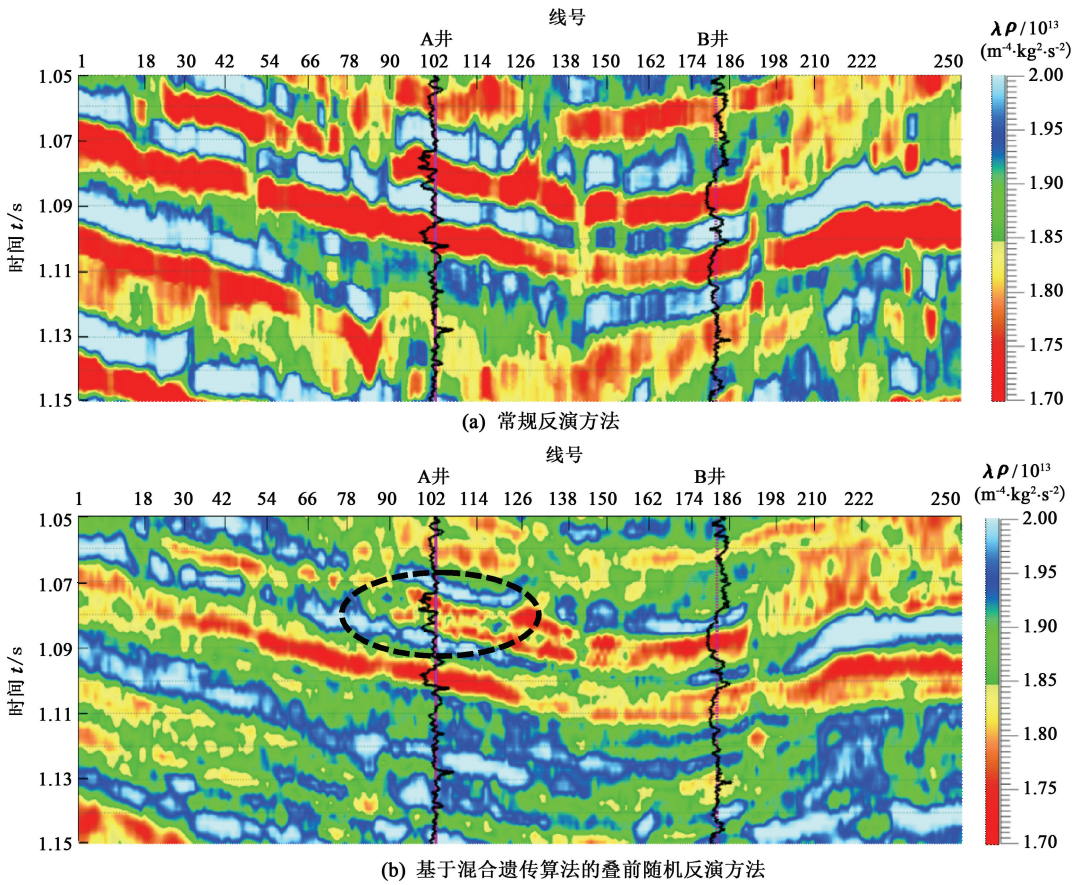


图 7 λρ 反演结果对比
Fig.7 Comparison of inversion result of λρ

4 结 论

(1)将随机反演与叠前反演相结合,综合利用二者优势,在保证反演结果分辨率的同时可以实现除纵波信息外的其他参数信息的直接反演,从而进一步直观反映流体和岩性信息。

(2)与随机模拟相结合的混合遗传优化算法,通过将模拟退火与遗传算法相结合,可以避免一般遗传算法易早熟、易陷入局部极值的缺点,从而大大提高反演结果收敛性,利用实际测井资料得到的试算结果也证明了该方法的有效性。

参考文献:

[1] BORTOLI L J, ALABERT F, HAAS A, et al. Geostatistics Tróia '92[M]// SOARES A. Constraining stochastic images to seismic data. Berlin: Springer Netherlands,

c1993;325-337.

[2] 黄捍东,张如伟,魏世平. 地震非线性随机反演方法在陆相薄砂岩储层预测中的应用[J]. 石油学报,2009,30(3):386-390.

HUANG Handong, ZHANG Ruwei, WEI Shiping. Study on application of seismic nonlinear random inversion to reservoir prediction in the thin sandstone of continental deposits [J]. Acta Petrolei Sinica, 2009,30(3):386-390.

[3] 印兴耀,贺维胜,黄旭日. 贝叶斯-序贯高斯模拟方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2005,29(5):28-32.

YIN Xingyao, HE Weisheng, HUANG Xuri. Bayesian sequential Gaussian simulation method [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2005,29(5):28-32.

[4] 杨锴,艾迪飞,耿建华. 测井、井间地震与地面地震数

- 据联合约束下的地质统计学随机建模方法研究[J]. 地球物理学报, 2012, 55(8): 2695-2704.
- YANG Kai, AI Difei, GENG Jianhua. A new geostatistical inversion and reservoir modeling technique constrained by well-log, crosshole and surface seismic data [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2012, 55(8): 2695-2704.
- [5] FRANCIS A. Understanding stochastic inversion: part 1 [J]. First Break, 2006, 24(11): 69-77.
- [6] FRANCIS A. Understanding stochastic inversion: part 2 [J]. First Break, 2006, 24(12): 79-84.
- [7] HAAS A, DUBRULE O. Geostatistical inversion: a sequential method of stochastic reservoir modeling constrained by seismic data [J]. First Break, 1994, 12(1): 561-569.
- [8] YANG X, SEN M. Stochastic seismic inversion using greedy annealed importance sampling [J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2016, 13(5): 786-804.
- [9] 王保丽, 孙瑞莹, 印兴耀, 等. 基于 Metropolis 抽样的非线性反演方法[J]. 石油地球物理勘探, 2015, 50(1): 111-117.
- WANG Baoli, SUN Ruiying, YIN Xingyao, et al. Non-linear inversion based on Metropolis sampling algorithm [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(1): 111-117.
- [10] 王保丽, 印兴耀, 丁龙翔, 等. 基于 FFT-MA 谱模拟的快速随机反演方法研究[J]. 地球物理学报, 2015, 58(2): 664-673.
- WANG Baoli, YIN Xingyao, DING Longxiang, et al. Study of fast stochastic inversion based on FFT-MA spectrum simulation [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(2): 664-673.
- [11] 印兴耀, 孙瑞莹, 张广智, 等. 基于分形高频初始模型和低频先验信息的物性参数随机反演[J]. 石油物探, 2014, 53(5): 537-544.
- YIN Xingyao, SUN Ruiying, ZHANG Guangzhi, et al. Stochastic inversion of reservoir physical property parameters based on high-frequency initial model from fractal and low-frequency prior information [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2014, 53(5): 537-544.
- [12] WHITE L, CASTAGNA J. Stochastic fluid modulus inversion [J]. Geophysics, 2002, 67(6): 1835-1843.
- [13] GRANA D, MUKERJI T, DVORKIN J, et al. Stochastic inversion of facies from seismic data based on sequential simulations and probability perturbation method [J]. Geophysics, 2012, 77(4): 53-72.
- [14] YIN X, SUN R, WANG B, et al. Simultaneous inversion of petrophysical parameters based on geostatistical a priori information [J]. Applied Geophysics, 2014, 11(3): 311-320.
- [15] 孙瑞莹, 印兴耀, 王保丽, 等. 基于 Metropolis 抽样的弹性阻抗随机反演[J]. 物探与化探, 2015, 39(1): 203-210.
- SUN Ruiying, YIN Xingyao, WANG Baoli, et al. Stochastic inversion of elastic impedance based on Metropolis sampling algorithm [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2015, 39(1): 203-210.
- [16] JOURNAL A G, HUIJBREGTS C J. Mining geostatistics [M]. New York: Academic Press, 1978.
- [17] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence [M]. Massachusetts: MIT Press, 1992.
- [18] 殷文. 叠前弹性波反演非线性优化方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2008, 32(3): 45-49.
- YIN Wen. Nonlinear optimization method on prestack elastic wave inversion [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2008, 32(3): 45-49.
- [19] FANG Z, YANG D. Inversion of reservoir porosity, saturation, and permeability based on a robust hybrid genetic algorithm [J]. Geophysics, 2015, 80(5): 265-280.
- [20] 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[J]. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1): 22-34.
- YIN Xingyao, CAO Danping, WANG Baoli, et al. Research progress of fluid discrimination with prestack seismic inversion [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2014, 49(1): 22-34.

(编辑 修荣荣)