

# 地震多属性非线性反演方法在东营三角洲中的应用

吴建军<sup>1</sup>, 杨培杰<sup>2</sup>, 王长江<sup>2</sup>

(1.中国石化信息系统管理部,北京 100005; 2.中国石化胜利油田分公司 地质科学研究院,山东 东营 257015)

**摘要:**地震多属性反演的目的是为储层预测提供丰富的基础资料。在实现方法上主要有线性方法和非线性方法,地震多属性非线性反演方法多采用神经网络、支持向量机等工具进行映射,其反演预测结果比线性方法更符合实际地质情况。将自然电位曲线作为地震多属性非线性反演的目标,首先,通过线性回归的方法,寻找用于反演自然电位曲线的最优地震属性组合;然后,选用多层前馈神经网络,进行地震多属性非线性反演,得到了三维自然电位数据体;最后,利用自然电位数据体沿层切片,清晰地展示了东营三角洲沙三段中亚段砂体的前积过程。

**关键词:**地震属性 非线性反演 神经网络 三角洲 前积砂体

**中图分类号:** P631.445

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-9603(2013)01-0052-03

地震属性分析<sup>[1-3]</sup>就是利用地震属性预测储层参数,其在油气勘探和开发中发挥着越来越重要的作用。地震属性与储层参数有着密切关系<sup>[4]</sup>,但它们之间通常并不存在直接的解析关系。地震多属性非线性反演<sup>[5-6]</sup>的基本思想是通过一些数学方法,建立地震多属性与储层参数之间的非线性关系,从而得到用于储层预测的各种信息,这些常用的数学方法包括多元逐步回归、相关滤波、神经网络、支持向量机和协克里金等<sup>[7-9]</sup>。

为了得到较好的地震多属性非线性反演预测效果,首先对地震属性进行优化分析,其次获取反演褶积算子,并对映射方法进行选取;然后运用多属性地震反演获得自然电位数据体;最后通过自然电位数据体沿层切片,分析东营三角洲沙三段中亚段砂体的前积过程。

## 1 地震属性优化分析

地震属性优化分析的目的是从众多的地震属性中寻找最佳的属性组合,可通过多元逐步回归的方法来实现<sup>[10]</sup>。首先,通过计算单个属性与反演曲线的相关程度,将相关程度最好的属性保留下来;然后,在剩下的属性中按照均方根准则继续寻找第2、第3个属性,依此类推,直到达到预先设定的最大属性数为止。

## 2 褶积算子的获取

由于待反演参数曲线采样点处的值不仅与该点的属性有关,还与相应的地震属性点上下处的若干点有关,因此,需要将参数曲线采样点处的值与地震属性点上下处的若干点进行关联,这样可以进一步提高多属性反演解的稳定性,这一步是通过褶积算子来实现的,待反演参数的表达式为

$$L = \omega_0 + w_1^m * A_1 + w_2^m * A_2 + \dots + w_n^m * A_n \quad (1)$$

式中:  $L$  为待反演的参数;  $\omega_0$  为常数;  $w_1^m, w_2^m, \dots, w_n^m$  为待求的褶积算子;  $m$  为褶积算子的长度;  $A_1, A_2, \dots, A_n$  为通过优化组合分析选出的  $N$  个地震属性。

式(1)写成矩阵形式为

$$L = A\mathbf{w} \quad (2)$$

式中:  $A$  为地震属性;  $\mathbf{w}$  为褶积算子。

由于试验误差,实际数据将不能精确拟合模型,则

$$L = A\mathbf{w} + e \quad (3)$$

式中:  $e$  为误差。

为了得到模型参数的惟一解,最佳方法是使误差的平方和最小,即

$$q = (L - A\mathbf{w})^T (L - A\mathbf{w}) \quad (4)$$

收稿日期: 2012-12-07。

作者简介: 吴建军,男,经济师,从事油田信息化管理。联系电话: (010)59966860, E-mail: wujj@sinopec.com。

基金项目: 国家科技重大专项“渤海湾盆地精细勘探关键技术”(2011ZX05006)。

式中:  $q$  为误差的平方和。

对式(4)求导得

$$\frac{\partial q}{\partial w_n^m} = \frac{\partial(L^T L - L^T A w - w^T A^T L + w^T A^T A w)}{\partial w_n^m} \quad (5)$$

则正则方程为

$$2A^T A w = 2A^T L \quad (6)$$

因此得到参数估计的最小平解为

$$\hat{w} = [A^T A]^{-1} A^T L \quad (7)$$

从而得到褶积算子。

### 3 多层前馈神经网络

多层前馈神经网络是一种传统的神经网络,一般由输入层、输出层、1个或多个隐含层组成,每层有若干个节点,节点之间由权值连接,并由权值确定输出层结果。笔者使用了1个输入层、1个隐含层、1个输出层的神经网络结构。由于使用褶积算子,因此,首先要通过褶积算子与地震属性进行褶积,然后再输入到神经网络中进行学习。

通过神经网络的学习过程可以求出隐含层节点间的最优权值,通过把训练集输入到神经网络实现对网络的训练。权值的确定是一个非线性最优化问题,目标是使实际的目标测井值与预测的目标测井值之间的均方误差最小,可以通过反向传播等方法<sup>[11-12]</sup>来求解。

综上所述,所谓地震多属性非线性岩性反演,就是通过数学方法建立地震多属性与地层岩性之间的非线性关系,地层的岩性关系需要通过已知井的测井数据获得,进而通过地震数据来识别地层的岩性。

### 4 实际应用

东营凹陷沙三段沉积时期为断陷活动的鼎盛期<sup>[13-14]</sup>,发育大规模三角洲沉积体系。前人在研究中把东营三角洲沙三段中亚段划分为9期<sup>[15-17]</sup>,标识为z1—z9,但是,对于这些不同期次中前积砂体的分布范围和位置并不明确,应用地震多属性非线性反演技术得到自然电位数据体,利用沿层切片可清晰地展示东营三角洲沙三段中亚段砂体的前积范围和过程。

#### 4.1 测井交汇分析

通过分析速度曲线发现,东营三角洲沙三段中亚段前积砂岩速度略高于泥岩,砂、泥岩波阻抗差

异不大,砂、泥岩的纵波速度多为3 000~4 500 m/s(图1),因此,很难直接用速度或波阻抗来准确区分砂岩和泥岩。通过对自然电位数据(图1)的进一步分析,发现泥岩的自然电位值集中分布在高值区,而砂岩的自然电位值主要分布在低值区。因此,利用自然电位曲线能较好地地区分砂岩和泥岩,进而识别三角洲前积砂体。

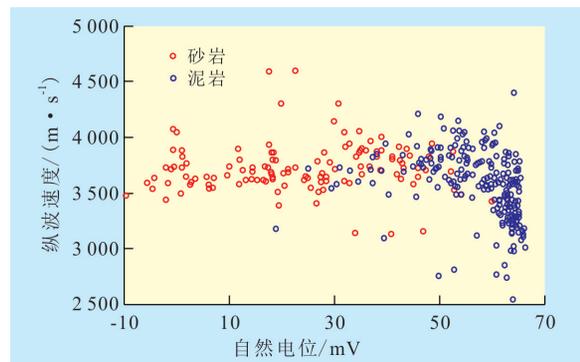


图1 王78井砂、泥岩速度与自然电位交会结果

#### 4.2 应用效果

在研究区内,根据均匀分布原则进行反演井位的选取。为了得到更稳定的反演效果,对参与多属性反演部分井的自然电位曲线进行了归一化处理。

首先进行地震属性优化组合分析,由训练误差、交叉检验误差与地震属性个数之间的关系(图2)可见,随着地震属性个数的增多,井点的训练误差越来越小,但交叉检验误差在前5个属性时逐渐递减,然后又开始递增;这说明地震属性过多,系统稳定性就会变差,预测能力就会变弱。因此,选用了前5种地震属性(表1)作为后续神经网络的输入。

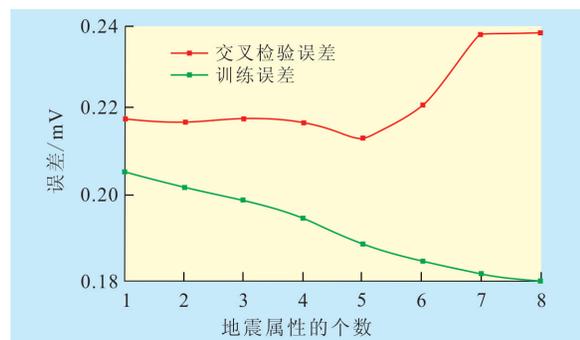


图2 误差与地震属性个数之间的关系

序号	地震属性	训练误差	交叉检验误差
1	平均频率	0.209 3	0.221 5
2	绝对振幅	0.204 2	0.226 4
3	瞬时相位	0.201 7	0.227 4
4	滤波(35/40~45/50)	0.200 3	0.223 4
5	视极性	0.198 0	0.220 2

由东营三角洲沙三段中亚段地震振幅与自然电位反演平面分布对比(图3)可以看出,地震振幅平面分布(图3a)很难表现储集砂体的展布规律,而相对应的反演结果(图3b)清晰地展示了三角洲砂体的前积过程:沙三段中亚段z7沉积时期,研究区以深湖—半深湖沉积为主,来自东南部和东北部的三角洲朵叶体向北西方向进积并接壤,前积砂体主要集中在研究区东部;至z5沉积时期,该区仍以深湖—半深湖沉积为主,但三角洲砂体明显向北西推进,来自东南部滩北凸起三角洲物源供给充足,进积非常明显,部分进积砂体已越过研究区中部;至z3沉积时期,仅在研究区西北部分布深湖—半深湖沉积,湖盆面积急剧萎缩,来自东北部的三角洲朵叶体与南部的三角洲朵叶体汇合并向西推进,来自滩北凸起的物源通过2条主河道持续供给,相应砂体厚度在该区域最厚;至z1沉积时期,前积砂体推进至研究区西部,该研究区内深湖—半深湖沉积近于消亡,来自2个方向的三角洲已连接成为一个整体,物源供给的河道纵横交错,三角洲朵叶体形态也不如之前明显。

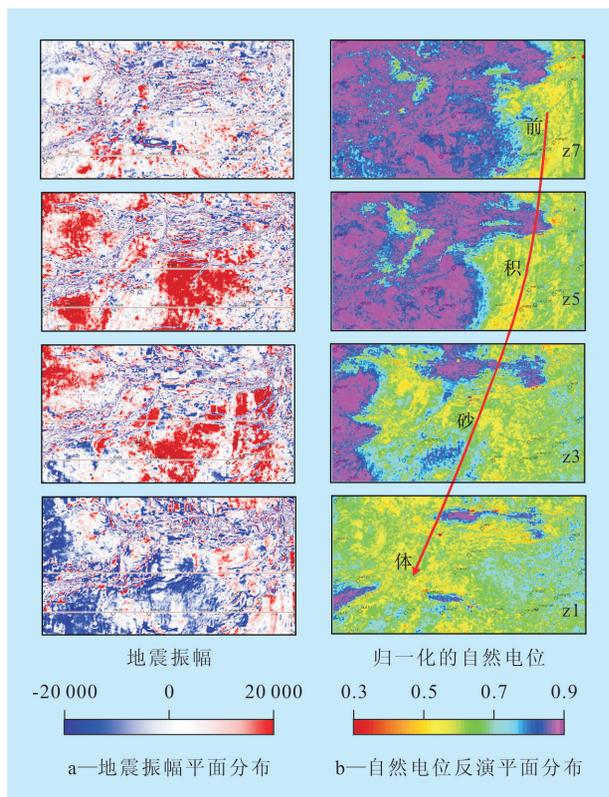


图3 东营三角洲沙三段中亚段地震振幅与自然电位反演平面分布对比

## 5 结束语

多属性非线性反演可以认为是传统地震反演

方法的一种推广,除自然电位曲线外,还可进行自然伽马、纵波速度等参数的反演,而且不依赖于任何特定的正演模型以及地震子波,适用范围广。地震多属性非线性反演已成为一种比较有效的岩性反演方法,特别在一些很难直接用波阻抗来准确区分砂岩和泥岩的地区。进一步的工作是应用基于统计学习理论的支持向量机方法来替代神经网络,进行地震多属性反演,以期获得更好的反演效果。

### 参考文献:

- [1] Chen Q, Sideney S. Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring [J]. The Leading Edge, 1997, 16 (5): 445-456.
- [2] Barnes A E. Seismic attributes in your facies [J]. CSEG Recorder, 2001, 9: 41-47.
- [3] Lawrence P, Aramco S, Dhahran, et al. Seismic attributes in the characterization of small-scale reservoir in Abqaiq Field [J]. The Leading Edge, 1998, 17(4): 521-525.
- [4] Liu Z, Liu J. Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks [J]. Geophysics, 1998, 63 (6): 2 035-2 041.
- [5] 刘淑华, 谢占安, 刘建武, 等. 叠前地震多属性反演在南堡油田火成岩研究中的应用 [J]. 石油物探, 2008, 47(1): 83-93.
- [6] 明君, 黄凯, 张洁, 等. 多属性神经网络地震反演在NB油田水平井钻探中的应用 [J]. 中国海上油气, 2006, 18(6): 382-384.
- [7] 乐友喜, 王永刚. 非参数回归法在孔隙度参数预测中的应用 [J]. 地质科学, 2002, 37(1): 118-125.
- [8] Daniel P Hampson, 于宝利, 刘新利. 用多属性变换由地震数据预测测井特性 [J]. 勘探地球物理进展, 2002, 25(3): 65-75.
- [9] 杨培杰, 印兴耀. 支持向量机叠前地震反演方法研究 [J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2008, 32(1): 37-41.
- [10] 孔国英. 叠前地震属性的提取与优化 [D]. 东营: 中国石油大学(华东), 2008.
- [11] 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.
- [12] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing [J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [13] 王化爱, 张建忠, 张宇, 等. 陆相断陷盆地三角洲地层划分与对比——以济阳坳陷东营三角洲为例 [J]. 油气地质与采收率, 2004, 11(3): 1-3.
- [14] 邱桂强, 王居峰, 张昕, 等. 东营三角洲沙河街组三段中亚段地层格架初步研究及油气勘探意义 [J]. 沉积学报, 2001, 19(4): 569-575.
- [15] 毕俊凤, 王守珍, 杨培杰. 惠勒域转换技术在地震沉积学研究中的应用——以东营三角洲沉积体系为例 [J]. 油气地质与采收率, 2011, 18(6): 53-55.
- [16] 刘洪文, 杨培杰, 刘书会, 等. 地震 Wheeler 转换技术及其应用 [J]. 石油物探, 2012, 51(1): 51-55.
- [17] 穆星, 卢新甫, 杨培杰. 基于高阶统计量的高分辨率时频分析方法 [J]. 油气地质与采收率, 2009, 16(6): 56-59.

编辑 刘北羿