应用地震多属性反演与随机模拟技术预测砂体展布
——以川西丰谷构造须四段为例

林 煜[1],郁 智[2],徐樟有[1],吴胜和[1],陈洪艳[1]

1. 中国石油大学(北京)地球科学学院;油气资源与探测国家重点实验室,北京 102249
2. 中国石油天然气股份有限公司吉林油田分公司勘探开发研究院,吉林松原 138000

摘要 针对丰谷构造须四段储层具有埋深大、物性差、砂泥岩速度差异小等特点,综合采用基于神经网络的地震多属性反演与基于地质统计学的随机模拟进行砂体展布预测。该方法在目标曲线预分析和井震标定的基础上,首先根据地震属性与目标曲线的相关性,对地震属性进行排序与优选;然后通过概率神经网络训练,寻找目标曲线与多种地震属性的非线性关系,得到目标曲线的反演数据体;最后以反演体为约束条件,通过随机模拟的方法建立砂岩百分含量模型,完成砂体的井间预测。应用结果表明,该方法可以有效地减少砂体预测的多解性、提高砂体预测的精度,较为客观地展现各期砂体的空间分布以及相互叠置关系,具有一定应用价值。

关键词 多属性反演;神经网络;随机模拟;砂体;展布规律

中图分类号 TE122.2 **文献标识码** A **doi** 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.10.006

Prediction on the Distribution of Sandbody by Applying of Multiple Seismic-attributes Inversion and Stochastic Simulation
—Case of Xu4 Formation in Fenggu Structure of Western Sichuan

LIN Yu[1], YU Zhi[2], XU Zhangyou[1], WU Shenghe[1], CHEN Hongyan[1]

1. *State Key Laboratory of Petroleum Resource and Prospecting; College of Geosciences, China University of Petroleum, Beijing 102249, China*
2. *Research Institute of Exploration and Development, Jilin Oilfield Company, China National Petroleum Corporation, Songyuan 138000, Jilin Province, China*

Abstract The reservoir of Xu4 formation of Fenggu Structure is characterized by high buried depth, poor reservoir property, and little velocity´s difference between sand and mud, etc. In view of these characteristics, using seismic multiple attributes inversion based on neural network and stochastic simulation based on geological statistics to predict sandbody distribution. The concrete step is that firstly the efficient pre-analysis on target curve and the well seismic calibration are made. And seismic attributes are optimally sorted and selected based on the correlation between single seismic attribute and target curve. Secondly, the non-linear relation between multiple attributes and target curve is searched and the three-dimensional inversion volume is obtained through the training of Probabilistic Neural Network. Finally, a model of sandstone content is built using this volume as the constrained condition, and then the inter-well distribution of sandbody is predicted. The practical application shows that using this method can effectively reduce the mistiness of prediction and improve the precision of prediction. Besides, spatial distribution and superimposition relationship of different sandbodys can be accurately displayed using the method. It has a certain value for the sandodys prediction.

Keywords multiple attributes inversion; neural network; stochastic simulation; sand body; distribution feature

收稿日期:2011-01-05;修回日期:2011-02-24

基金项目:国家重大专项课题(20082X05017-001-001-03HZ);中石油石油科技中青年创新基金(07E1002)

作者简介:林煜,博士研究生,研究方向为精细油藏描述及开发地质,电子信箱:lin66yu@163.com;徐樟有(通信作者),副教授,研究方向为油气储层地质、油气藏描述,电子信箱:xzy@cup.edu.cn

0 引言

砂体预测是储层预测的前提，贯穿整个勘探开发阶段。在勘探阶段或开发早期阶段，由于井资料较少，往往在单井砂体识别的基础上，利用地震属性切片、地震相以及波阻抗反演研究砂体展布。这些方法存在一些问题：① 准确度不够。不管是利用阻抗信息、波形信息，还是属性切片信息，建立的都是某一种地震属性与沉积微相的关系。在实际情况下，单一地震属性的变化往往是多种地质因素的综合响应。② 精确度不够。受方法、资料品质和数量的限制，很难利用极少的井资料，在地震约束下研究井间砂体的细微变化。③ 没有兼顾考虑地质体预测过程中的确定性与随机性。地质体本身是确定存在的，但由于现有资料限制，预测结果往往具有随机性。

研究区丰谷构造位于川西坳陷中部，面积约 400km^2。中国石油化工股份有限公司西南油气分公司于 1983 年开始在该地区开展石油地质调查工作，上三叠统须家河组四段(简称须四段)是其主力产气层段。目前须四段钻遇 6 口气藏井，可用的分析井资料较少。此外，须四段储层在沉积以后，经历了长期的深埋藏作用，使储层的物性急剧变差，平均孔隙度只有 5%左右，很难通过常规阻抗反演利用速度预测砂体。

针对上述问题，本研究尝试采用将基于神经网络的地震多属性反演[1-2]和基于地质统计学的随机模拟[3-4]相结合的方法，充分考虑地质研究中的非线性和随机性，预测地下砂体的展布规律，取得了良好的应用效果。

1 方法原理

1.1 基于神经网络的地震多属性反演

储层或其内部流体的某一特征发生变化，地震属性就会有所响应。基于神经网络的多属性反演就是一个利用神经网络将地震属性特征转化为储层特征的非线性逼近过程[5]。

神经网络的类型很多，本次使用概率神经网络(Probabilistic Neural Network)。它是一种类似于克里金的插值系统，通过比较新节点处的新属性与已知的培训中的属性确定每一个节点的输出，得到的预测值是培训目标值的加权组合，培训过程是在节点中发现最优的权值[6-9]。现以 n 个训练数据和 4 种地震属性为例，其矩阵为

$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{21} & A_{31} & A_{41} & L_1 \\ A_{12} & A_{22} & A_{32} & A_{42} & L_2 \\ A_{13} & A_{23} & A_{33} & A_{43} & L_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{1n} & A_{2n} & A_{3n} & A_{4n} & L_n \end{bmatrix} \tag{1}$$

其中，$L_j(j=1,2,\cdots,n)$为测井曲线上第 j 个采样点的值；$A_{ij}(i=1,2,3,4)$为第 i 个地震属性的第 j 个采样点的值。

新的输出测井估计值为

$$L(y)=\frac{\sum_{i=1}^{n} L_i \exp[-D(y,y_i)]}{\sum_{i=1}^{n} \exp[-D(y,y_i)]} \tag{2}$$

其中，$D(y,y_i)$为输入点 y 与每一个培训点 y_i 之间的变化量，$D(y,y_i)=\sum_{j=1}^{4}\left|\frac{y_j-y_{ij}}{\sigma_j}\right|^2$，$\sigma_j$ 为平滑参数，y_{ij} 为第 i 个采样点的第 j 个地震属性。

这种网络预测结果的好坏取决于平滑参数，预测结果的最优化标准是使实际的目标测井值与预测的目标测井值之间的误差最小。

1.2 基于地质统计学的随机模拟

所谓随机模拟，是指以已知信息为基础，以随机函数为理论，应用各种随机算法，产生可选的、等可能的储层模型的方法。本次研究使用的是能够整合地震信息，用于连续变量随机模拟的序贯高斯协同模拟。基本步骤[10]：① 对连续变量进行正态变换，并验证正态变换后的数据是否符合双元正态性；② 确定随机路径，每次访问每个网格结点一次；③ 应用正态分布的变差函数模型和同位协同克里金方法，确定该节点处的条件累计概率分布函数；④ 从条件累计概率分布函数中随机提取一个分位数，即为该结点的模拟值；⑤ 将模拟值加载到已有的条件数据组；⑥ 沿随机路径进行下一个结点的模拟，直到所有结点都走到为止；⑦ 对所得到的随机模拟实现进行反变换，得到连续变量的模拟实现结果；⑧ 按一个新的随机路径重复过程①—⑦，以获取一个新的实现。

2 实际应用

2.1 地质概况

丰谷构造位于川西坳陷中段孝泉—新场—合兴场—丰谷北东东向继承性隆起带的东端，从深至浅均形成背斜圈闭[11]。目的层须四段为辫状河三角洲沉积，岩性以中粗砂岩为主，发育水下分流河道、分流河道间、河口坝、远砂坝等沉积微相(图 1)，具有砂体厚、岩相变化大和储集物性变化快的特点。须四段现今埋深较大(3460—4020m)，储层致密化程度高(平均孔隙度 5.47%，平均渗透率 1.131×10^{-3}μm^2)，属低孔低渗储

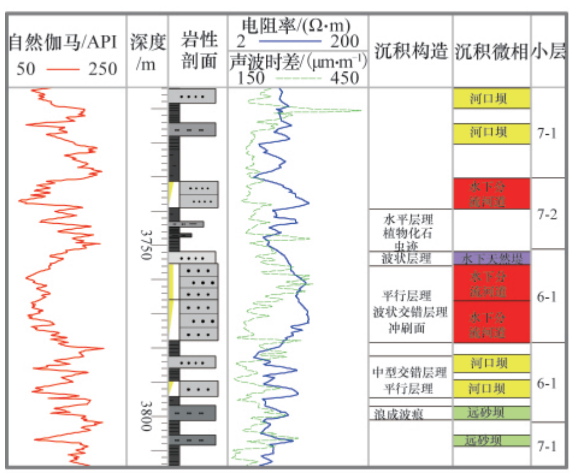

图 1　FG1 井典型沉积微相测井响应

Fig. 1　Logging response of typical sedimentary microfacies in well FG1

层,其内部还可细分为 3 个亚段,11 个砂组和 22 个小层。

2.2　储层参数敏感性分析

要进行砂体的预测,首先需要选择一个能够区分岩性的储层参数。通过对工区内的取心井资料统计分析,发现砂岩速度与泥岩速度有很大重合, 无法利用声波或阻抗预测砂体,但是自然伽马却能很好地反映岩性,因此选择自然伽马 *GR* 作为反演的目标曲线。图 2 给出了不同类型岩石的自然伽马 *GR* 与声波时差 *AC* 的交会情形。

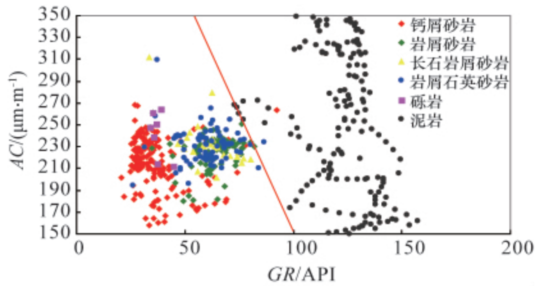

图 2　须四段不同类型岩石 *GR* 与 *AC* 交会图

Fig. 2　Correlation between *GR* and *AC* of different types of rocks in Xu4 Formation

2.3　敏感参数标准化处理

标准化的目的是消除测量仪器或测量方法等非地质因素产生的误差,并使目标参数与地震数据的频率相衔接。实际研究中,选取须四段顶部一套稳定泥岩作为标准层,通过求取各井标准层自然伽马值对全区进行 3 次趋势面分析,并求出各井残差值。然后按相对趋势面的残差值对每口井做校正,完成标准化处理。

2.4　层位标定

层位标定的目的是建立连接地震与地质的桥梁。要做好层位标定,需要做好以下工作:① 地震体的频谱分析;② 速度校正;③ 子波的提取和单井合成记录的校正;④ 多井综合速度标定。

实际应用中,首先对须四段地震体进行频谱分析,分析表明地震体主频范围为 10—80Hz,峰值频率约 30Hz。然后利用垂直地震剖面(VSP)资料对速度进行校正,基本思路为,用 VSP 资料拟合出 VSP 平均速度随深度的变化趋势,并且计算声波时差测井曲线的速度趋势,在此基础上用声波时差测井曲线减去其速度趋势,与 VSP 平均速度随深度的变化趋势相加,得到校正后的声波时差曲线。最后采用井旁道提取子波的方式提取零相位子波,完成 CF563 井等 7 口井的单井合成记录,并通过提取过井连井线,对连井线上的每口井进行多井综合速度标定,以此提高地震剖面的标定精度。

2.5　神经网络训练

首先对自然伽马曲线进行方波化处理,采样间隔为 1ms;然后采用逐步回归分析的方法优选出与伽马曲线相关性最好、校验误差最小的属性组合,这一组合包括振幅加权余弦相位、瞬时振幅的导数等 6 种属性(表 1)。最终将优选出的属性组合参与概率神经网络学习,通过学习所得的预测伽马值与实际伽马值的相关系数可达 74.8%(图 3)。

表 1　地震多属性反演优选属性类型

Table 1　Optimization of attributes type in multi-attributes inversion

地震属性名称	单一属性与伽马曲线相关率/%
振幅加权余弦相位	43.2
瞬时振幅的导数	39.5
35/40—45/50 滤波	34.3
瞬时频率	31.0
45/50—55/60 滤波	30.2
15/20—25/30 滤波	29.4

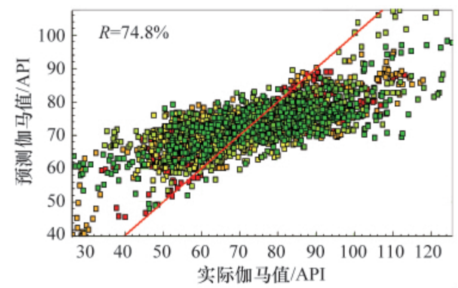

图 3　预测自然伽马与实际自然伽马相关性

Fig. 3　Relation between predictable gamma and actual gamma

2.6　多属性反演效果分析

将神经网络所建立的非线性关系应用到整个地震体,完成反演。图 4 与图 5 分别为多属性反演和波阻抗反演的剖面,通过对比可以看出,多属性反演区分岩性的效果很好,与实

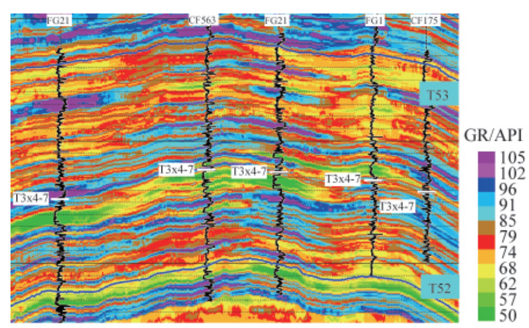

图 4　须四段地震多属性反演剖面

Fig. 4　Seismic multi-attributes inversion profile of Xu4 Formation

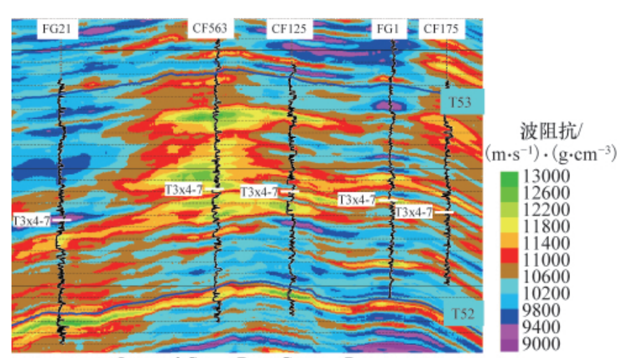

图 5　须四段波阻抗反演剖面

Fig. 5　Impedance inversion profile of Xu4 Formation

际资料吻合程度高,而阻抗反演则很难区分岩性,如 FG21 井与 FG1 井上部多套砂岩表现为低阻特征,而 CF563 井上部泥岩又表现为高阻特征;多属性反演具有更高的垂向分辨率(可识别的最薄砂体厚度约为 6m),横向上也能很好地反映砂体的展布趋势,可以作为砂岩百分含量模拟的约束数据。

2.7 随机模拟效果分析

利用地震数据约束随机模拟,关键是分析目标参数与地震数据的协相关性以及设置各小层的变差函数。本次研究,须四段砂岩百分含量曲线与伽马反演数据体的相关系数可达 85%。在应用序贯高斯协同模拟得到砂岩含量模型多个实现的基础上,按照随机模拟的结果是否满足地质模式、模拟前后参数分布直方图是否最相近的原则,优选出一个实现。这个最优实现在模拟前后参数分布直方图误差最小,仅为 8%;垂向上,厚层砂体的叠置与下切侵蚀以及薄层砂体的合并与尖灭清晰可见(图 6);平面上,砂体厚度的变化也能够准确反映出辫状河三角洲由北向南推进过程中所表现出的朵叶状和鸟足状特征(图 7)。此外,中国石油化工股份有限公司西南油气分公司 2010 年完钻新井 FG23 井的测井解释成果也进一步证实了预测结果的有效性,如本次预测认为 $T3x4^{7-2}$ 小层发育多期河口坝砂体,这一结论与实际结果相吻合(图 7)。

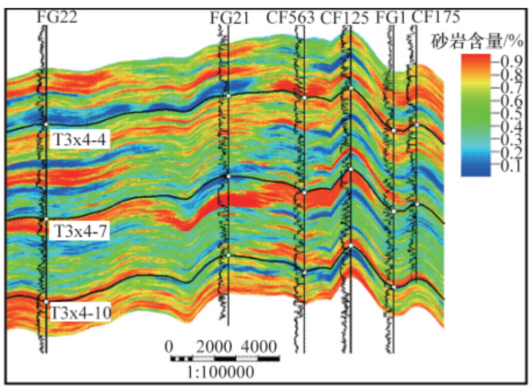

图 6 须四段砂岩百分含量模型剖面

Fig. 6 Profile of sand content model of Xu4 Formation

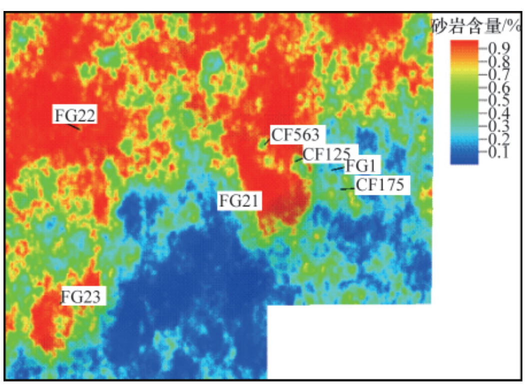

图 7 须四段 $T3x4^{7-2}$ 小层砂岩含量平面图

Fig. 7 Map of sand content model of $T3x4^{7-2}$ small layer in Xu4 Formation

3 结论

地震多属性反演能够充分利用多种属性预测反演目标体的变化趋势,但由于地震资料与测井资料的频率差异,使反演目标体的垂向分辨率较低,不足以研究精细地质问题,并且反演过程中没有考虑预测的随机性。随机模拟能够使预测模型达到很高的垂向分辨率,并且产生多个等可能的模型。但由于井间插值过程中缺少约束,因此单独使用时,横向预测的准确性值得怀疑。本文针对川西丰谷构造须四段的地质与地球物理特征,将多属性反演与随机模拟相结合,很好地预测了须四段砂体的展布特征。这一方案对于其他处于开发早期、井资料较少、常规阻抗反演效果不佳的地区的砂体预测具有一定参考价值。

参考文献(References)

[1] Chen Q, Sidney S. Seismic attribute technology for eservoir forecasting and monitoring[J]. *The Leading Edge*, 1997, 16(5): 445–456.

[2] Hampson D P, Schuelke J S, Quirein J A. Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data [J]. *Geophysics*, 2001, 66(1): 2035–2041.

[3] Deutsch C V, Journel A. Geostatistical software library and users guide [M]. Oxford: Oxford University Press, 1992.

[4] Wu S H, Zhang Y W, Ringas J E. Reservior stochastic modeling contrained by quantitative geological conceptual pattern [J]. *Petroleum Science*, 3(1): 27–33.

[5] 赵政璋, 赵贤正, 王英民, 等. 储层地震预测理论与实践 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
Zhao Zhengzhang, Zhao Xianzheng, Wang Yingmin, *et al*. Theory and practice of reservior's seismic prediction [M]. Beijing: Science Press, 2004.

[6] 陈遵德, 陈富贵. 地震数据油气预测中的属性优化方法 [J]. 石油物探, 1998, 37(4): 32–40.
Chen Zunde, Chen Fugui. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 1998, 37(4): 32–40.

[7] 郑晓芳. 地震多属性反演方法的研究及应用[D]. 北京: 中国地质大学, 2005.
Zheng Xiaofang. The study & application of seismic multi –attribute inversion[D]. Beijing: China University of Geoscience, 2005.

[8] 李东安, 宁俊瑞, 刘振峰. 用神经网络和地质统计学综合多元信息进行储层预测[J]. 石油与天然气地质, 2010, 31(4): 493–498.
Li Dongan, Ning Junrui, Liu Zhenfeng. *Oil & Gas Geology*, 2010, 31(4): 493–498.

[9] Liu Z P, Liu J Q. Seismic–controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks[J]. *Geophysics*, 1998, 63: 2035–2041.

[10] 吴胜和. 储层表征与建模[M]. 北京: 石油工业出版社, 2009.
Wu Shenghe. Reservior characterization & modeling [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2009.

[11] 叶泰然, 曾小英, 刘兴艳. 丰谷、玉皇观地区须家河组四段井位论证报告[R]. 成都: 中国石化西南分公司勘探开发研究院, 2006.
Ye Tairan, Zeng Xiaoying, Liu Xingyan. Report of well location demonstration of Xu4 Member in the area of Fenggu and Yu Huangguan [R]. Chengdu: Research Institute of Exploration and Development of Southwest Oil & Gas Campany, Sinopec Group, 2006.

(责任编辑 刘志远)