

利用多元地震属性预测测井特性

石双虎¹, 何樵登¹, 滕吉文^{1,2}, 高建荣¹, 湛邵斌¹, 苏茂鑫¹

(1. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 吉林 长春 130026;
2. 中国科学院地球物理研究所, 北京 100029)

摘要:通过寻找井旁地震数据与测井曲线的关系, 将这一关系应用到远离井的区域(只有地质数据, 但无测井)来预测测井的有关特性, 其方法有单属性分析和多属性分析^[1]。本文通过实例描述了多属性分析的特点及预测结果。从单属性回归到多属性预测、再到神经网络预测过渡时, 预测能力持续提高。同时对地震属性的选择和有效性进行了讨论, 将结果应用到整个二维地震剖面上, 能更好地确定井以外区域的测井特性。

关键词: 地震属性; 多属性变换; 神经网络; 测井曲线预测

中图分类号: P631.8⁺15 文献标识码: A 文章编号: 1000-0844(2006)04-0309-05

Using Multi-attribute to Predict Log Properties from Seismic Data

SHI Shuang-hu¹, HE Qiao-deng¹, TENG Ji-wen^{1,2},
GAO Jian-rong¹, ZHAN Shao-bin¹, SU Mao-xin¹

(1. College of Geozexploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China;
2. Institute of Geology and Geophysics, CEA, Beijing 100029, China)

Abstract: Through forming a relationship between log and seismic data, and applying the relationship into area far from the logging well, for where there are only geological data without logging, the log property in the area can be predicted by the data from the logged well. There are two methods for this target: single-attribute analysis and multi-attribute analysis. In this paper, by an example, the characteristics of multi-attribute analysis and result of the method are described. The predictive power improves more and more when we use single-attribute regression, linear multi-attribute prediction and neural network prediction in order. Meanwhile how to choose the seismic attributes and determine their validities are discussed also. Applying this result into 2-D seismic profile could determine the log properties in the area outside the logged well.

Key words: Seismic attribute; Multi-attribute transform; Neural network; Prediction of log properties

0 引言

利用地震属性预测储层参数在国内外日益受到人们的关注。在勘探阶段精确预测储层参数的空间变化, 可以快速高效地发现油气田, 提高勘探效益; 在油气田开发阶段, 则可以帮助制定出更合理的开发方案, 提高油气的采收率。地震属性是研究油藏空间特征的最好参数。地质露头只能解决表层问

题, 要解决空间问题, 唯一可供利用的就是地震属性信息。因此利用地震属性和现有目标测井数据的转换属性来选取最优化的属性^[2-3], 推测整个油藏参数是目前重要的研究内容。这里的目标测井曲线是声波、密度、伽玛、自然电位, 而预测的油藏参数是声波体、密度体、伽玛体、自然电位体, 甚至是饱和度、孔隙度等。

收稿日期: 2006-09-24

作者简介: 石双虎(1980-), 男(汉族), 山西五台人, 在读博士, 从事石油勘探综合研究。

1 理论基础

从方法来说,目标是要找到一个算子(可能是非线性的),能从邻近的地震数据来预测测井曲线的特性。实际上所分析的并不仅是地震数据本身,而是地震数据的属性。这种方法比用原始地震数据更有效,其原因之一是许多属性是非线性的,因此可以增强这种方法的预测能力;其二是把输入数据分解成各个组成部分,这一过程称为预处理或特征提取。由于在把数据用于训练系统之前降低了维数,所以它通常可大大地提高模式识别系统的性能。预处理也为把先验知识加入模式识别系统提供了一种手段。

一般地震属性定义为地震道数据任意数学变换的结果,它既包括简单的属性(地震道包络、瞬时相位和瞬时频率),也包括复杂的属性(地震道反演和AVO)。变换中可加也可不加其他数据源,例如地震道反演假定了地震子波、初始假想模型和约束条件这些数据源。然而在地震属性分析中,把反演结果看作是地震道的一种属性,通过寻找地震属性与已知井的储层参数的对应关系对目标区的储层参数进行预测,为勘探和开发提供依据。在下面的讨论中用到的数据和图表都是实例中的数据,所以理论基础中的分析部分同时也是实例的分析过程。

1.1 单属性预测

单属性预测是指只应用一种地震属性与目标测井曲线建立关系,将这一关系应用到整个区域来预测这一目标测井曲线特性。对于地震数据的某种特定属性,获得目标数据与地震属性间期望关系的一种最简单的办法就是绘制两者间的交汇图。

图1给出了目标测井特性, Y 是实验的目标测井曲线(P波速); X 是地震属性(波阻抗)。假设目标测井已转换成旅行时,其采样率与地震属性相同,这样综合有效的将目标测井曲线变为与地震属性具有相同的分辨率,但地震属性的采样率通常要粗糙得多。交汇图中每个点都对应于一个特定时间样点的数据对。假定目标测井曲线与地震属性间存在线性关系,那么就可通过回归来拟合一条直线:

$$y = a + bx \quad (1)$$

式中的系数 a 和 b 可通过最小均方预测误差来获得:

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - a - bx_i)^2 \quad (2)$$

式中对交汇图中的所有点进行求和运算。计算的预

测误差 E 是回归线(由式(1)确定)拟合度的一种度量。图1的误差(0.029 045)高于图2的误差(0.028 9748);图2的相关系数(0.511 449)高于图1的相关系数(0.505 911)。在图2中 Y 代表P波速平方根, X 代表地震属性的倒数(这里指波阻抗的倒数)。

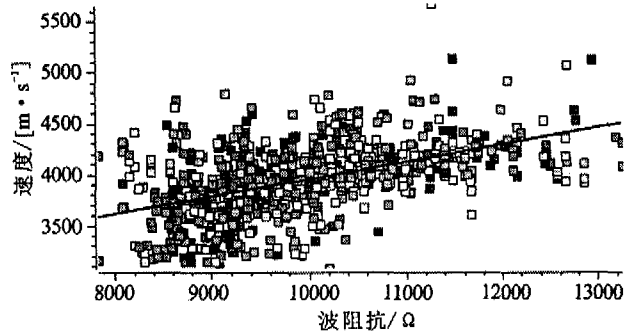


图1 P波速与波阻抗的交汇图

Fig. 1 Conventional cross plot between the target log P-velocity and acoustic impedance.

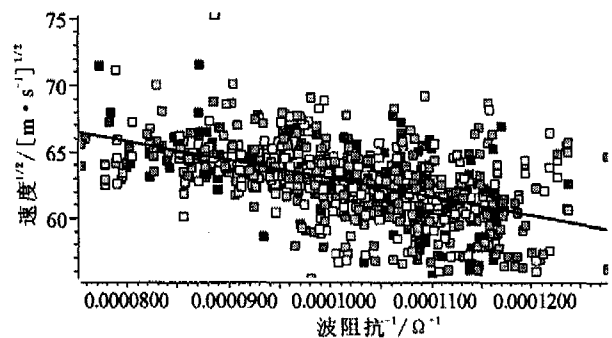


图2 P波速平方根与波阻抗倒数的交汇图

Fig. 2 Conventional cross plot between the target log P-velocity and $1/(\text{acoustic impedance})$.

1.2 多属性预测

1.2.1 多属性预测的方法

多属性预测是指提取多个地震属性进行最优组合,建立与目标测井曲线的关系,将这一关系应用到全区,推测目标测井曲线特性。为了提高预测的精度,需要同时利用一组属性来预测储层参数^[4],一般由以下几个部分组成:(1)加载地震数据,测井资料并做标定;(2)人工校正测井曲线,保证测井资料与地震资料匹配;(3)在井点附近训练地震资料,使之能够预测感兴趣的储层参数;(4)应用到整个地震数据体中,达到储层参数预测的目的。

利用多种属性预测储层参数的关键是选用哪些属性和确定每种属性权值的大小。多属性的方法又可分多元回归算法和神经网络算法等。多元线性回归技术预测的结果与实际数据的相关性有时不是很

好,而神经网络有多层前馈神经网络(MLFN)和概率神经网络(PPN)。MLFN 是一种传统的神经网络,这里主要介绍概率神经网络。PNN 同传统的神经网络一样,包含一个输入层,一个输出层,几个隐蔽层,每个层包含若干个节点,每个节点有不同的权值。

训练过程是在节点中发现最优的权值。训练数据包括一系列的训练样本,每一个样本是所有井在分析窗口中地震属性的采样。现以 n 个训练采样数据和三种地震属性为例,其数学表示为

$$\begin{aligned} &\{A_{11}, A_{21}, A_{31}, L_1\} \\ &\{A_{12}, A_{22}, A_{32}, L_2\} \\ &\dots\dots \\ &\{A_{1n}, A_{2n}, A_{3n}, L_n\} \end{aligned}$$

式中 L 对应地震采样要预测的储层参数。在训练过程中,PNN 假设通过训练产生的新储层参数能被写成训练数据的一个线性组合:

$$x = \{A_{1j}, A_{2j}, A_{3j}\}$$

那么预测的储层参数为

$$\hat{L}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \exp(-D(x, x_i))}{\sum_{i=1}^n \exp(-D(x, x_i))} \quad (3)$$

其中
$$D(x, x_i) = \sum_{j=1}^3 \left| \frac{x_j - x_{ij}}{\sigma_j} \right|^2 \quad (4)$$

表示输入点与每一个训练点 x_i 的距离是在多维空间上定义的。式(3)和(4)描述了 PNN 通过训练来确定一系列的最优参数 σ_j 。利用式(3)可得到任意采样点的预测值,而这个点的实际值是已知的,所以能够计算出这个采样点的预测误差。对每一个采样点重复这个过程,即能得到在所有训练数据中采样点的误差:

$$E(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) = \sum_{i=1}^n (L_i - \hat{L}_i)^2 \quad (5)$$

其中预测误差依靠参数 σ 的选择来确定。

在 PNN 中使误差减少到最小是通过使用非线性共轭梯度算法来实现的,所以 PNN 算法具有有效误差最小的特点。PNN 展现的特点同传统的 MLFN 在整体形态上很相似,但没有 MLFN 的不稳定特性。但是 PNN 神经网络有一个最大的问题,即在所有训练数据中均要比较每一个输出采样和训练采样,这使得运行速度会很慢。

1.2.2 用逐步回归法确定最优属性

对于任意给定的一组属性都可以确定其最优算

子,即使实际目标测井曲线与预测目标测井曲线间的均方误差最小。我们选用的是逐步回归法^[5],其优点是不必担心属性表里的属性是否为线性独立。例如,设有两种属性 A_i 和 A_j ,彼此能按比例互相确定: $A_i = a + bA_j$,这种情况为线性相关的一个极端情况。当进行逐步回归法计算时,其中之一比如说 A_i 将被首先选择,则另一种属性 A_j 将永远不会被选择。因为一旦选择了 A_i ,加入 A_j 带来的改善永远为零。使用逐步回归法就可以采用任意的属性表。由于使用互为线性相关属性将花费大量的时间,基于这一点,一般把多属性变换定义为:按一定规则把各种属性变换为期望测井曲线的一组属性类型,所有变换都是应用于属性本身或属性的非线性变换线性权值。

1.2.3 有效性检验

$N+1$ 种属性的多属性变换其预测误差一定不大于 N 种属性的多属性变换。随着更多属性的加入,预测误差将逐渐下降。虽然加入更多的属性总是可以改善训练数据的拟合程度,但当应用于训练数据集外的数据时这些属性可能是毫无用处的,甚至可能使结果变得更糟。这种情况称为过度训练。

选用的交叉验证方法把全部受训数据分成训练数据集和验证数据集,训练数据集用于导出变换,验证数据集用于测量最终的预测误差。如果训练数据集过度训练,那么验证数据集的拟合程度会较差。在交叉验证过程中,总体校验误差为单个误差均方根的平均:

$$E_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_{vi}^2 \quad (6)$$

式中 E_v 为总体校验误差; e_{vi} 为 i 井的校验误差; N 为所分析的井数。

图 3 为有效性分析的交汇图。下方的曲线是分

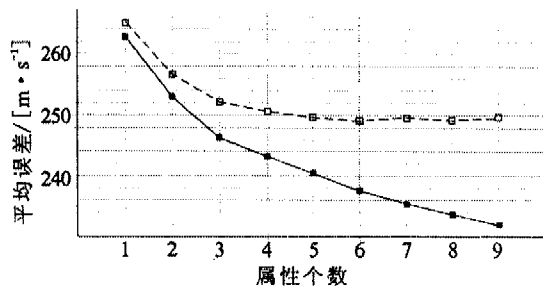


图 3 交叉验证法的预测结果

Fig. 3 Predict result of cross test.

析中使用了所有井的预测误差。随着新属性的加入,曲线逐渐下降。上面的曲线,即预测某口井时该

井参加运算,它是单调下降的,随着属性的增加,预测的误差降低。因为总有效误差曲线不是单调下降的,在第 6 个属性时为最小,然后逐渐增加,解释认为第 6 个属性后的所有附加属性都是过度训练的。通常将对应有效误差曲线最小值的属性个数称为最优属性个数。

2 实例应用

试验区域构造上属于川中古隆平缓构造区南充构造群,工区仅含南充背斜构造西段。背斜构造两翼不对称,略呈南陡北缓。浅层沙溪庙组以上为一逐渐向北西方向下倾的简单背斜构造;自流井组以下至上三叠系的完整背斜形态被肢解,出现至少三排呈雁行展布的高带;自南东向北西形成三个独立高点,分别为濠溪场潜伏高点、共兴场潜伏高点、多扶南潜伏高点。

目的层在 1 046 ms 段,在此选取的为其中的一条纵测线,以下所有剖面都是该纵测线。08 井是在该测线上的一口井。我们的目标是利用 08 井的 P 波的波阻抗(它是测井数据 P 波波速和密度的乘

积)和它周围的地震数据的关系来获得井以外的区域的波阻抗特性,这样可以得到整个剖面上的 P 波的波速,从而找出油气藏的分布特性,为下一步勘探提供依据。为此进行了多属性分析,按照逐步回归方法选择了前 9 种,如表 1 所示。

表 1 属性组合

属性个数	预测目标	最佳属性	误差
1	P 波速	1/(地震反演)	0.026 533 140 7
2	P 波速	35/40-45/50 滤波器	0.025 767 288 8
3	P 波速	15/20-25/30 滤波器	0.025 215 726 4
4	P 波速	55/60-65/70 滤波器	0.025 057 597 7
5	P 波速	加权振幅的余弦	0.024 993 432 4
6	P 波速	加权振幅的频率	0.024 964 550 3
7	P 波速	瞬时频率	0.025 060 511 5
8	P 波速	正交道	0.025 212 585 9
9	P 波速	瞬时频率的二次微分	0.025 320 279 1

分析中用到了逐步回归方法,使用的是 7 点褶积算子,在表 1 中每一行代表一个多属性变换。如第一行表示单个最佳属性为 1/(地震反演),误差为 2.6%;第二行表示最佳属性为 1/(地震反演)和 35/40-45/50 滤波器组成的属性对,用该属性对得出的预测误差是 2.5%。

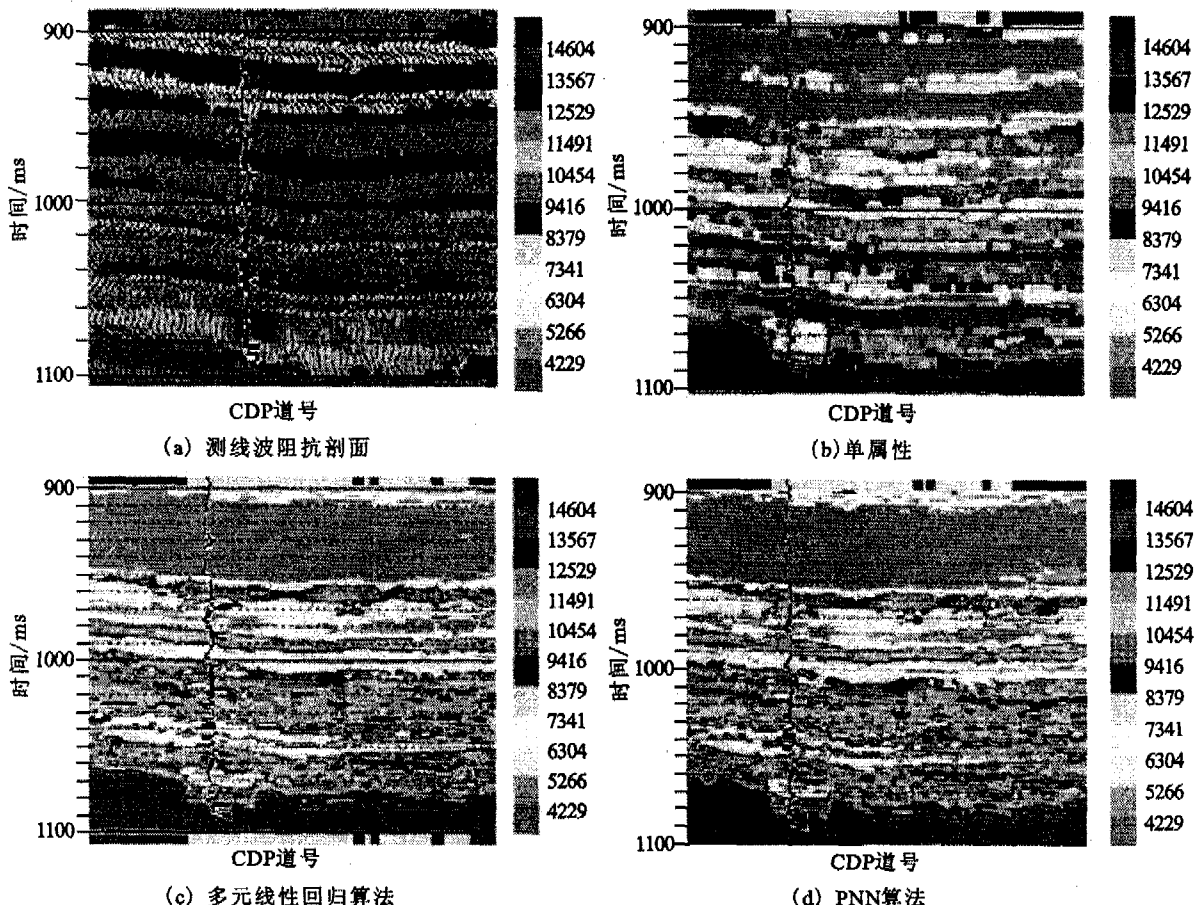


图 4 不同方法应用于测线的结果

Fig. 4 Results of applying different methods on the line.

图4(a)是它的波阻抗剖面,(b)、(c)、(d)依次为单属性,多元线性回归算法和PNN算法导出的变换应用于该测线得到的波阻抗剖面,在1070ms处波阻抗剖面是低阻抗,已验证是气层。通过比较这三个剖面的差异,可以看到虽然波阻抗异常较明显,但从上到下分辨率依此提高。

3 结论

本文用实例说明如何用多种地震属性来预测测井特性。从实例可以看到,当从传统的交汇图过渡到多元线性回归,再到神经网络,预测能力和分辨率都得到了改善,这样可以得到井以外的区域的测井特性。总之,多属性变换方法是传统地震反演方法

的一种推广,它更高的分辨率和更丰富的油藏参数可使我们更准确的把握地下信息提供了手段。

[参考文献]

- [1] Daniel P, Hampson, 于宝利, 等. 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): 66-75.
- [2] 季玉新, 欧钦. 优选地震属性预测储层参数方法及应用研究[J]. 石油地球物理勘探, 2003, 38(增刊): 57-64.
- [3] 徐雷鸣, 贺振华, 管路平, 等. 利用模型正演优选地震属性进行储层预测[J]. 石油学报, 2003, 24(6): 35-40.
- [4] 何碧竹, 周杰. 利用多元地震属性预测储层信息[J]. 石油地球物理勘探, 2003, 8(3): 258-266.
- [5] Draper N R, Smith H. Applied Regression Analysis[M]. New York: Wiley, 1966.