

多井条件下进行测井神经网络储层参数计算

唐 萍

(中国石化 石油勘探开发研究院, 北京 100083)

摘要: 神经网络在测井计算储层参数中被广泛应用并获得良好的应用效果,但在具有多口井岩心资料控制条件下,建立统一的数学模型就显得很重要,这对于提高不同钻井之间计算结果的对比性和井间储层参数预测的精度具有重要的意义。该研究在对测井资料进行编辑、标准化、归一化及深度漂移校正的基础上,建立了分层段多井统一的测井储层参数计算 BP 神经网络模型。经实际资料验证,模型的预测效果良好。

关键词: 数学模型; 储层参数; 测井; 神经网络

中图分类号: TE122. 2

文献标识码: A

神经网络作为一种非线性数学方法,已被广泛应用于石油地质研究领域,如利用神经网络的模式识别功能对岩性、岩相、储层敏感性及储层流体性质进行识别^[1-4]和利用其参数预测功能进行测井储层参数计算^[5-8]等。神经网络在测井储层参数计算中比常规的线性回归法精度高得多,但如果不在整个研究区内建立统一的神经网络预测模型,则计算出来的参数在不同钻井之间可对比性差,从而大大降低了计算结果对井间预测的实用性。

本研究区位于川西坳陷新场地区,面积大约为 40km²,研究目的层为侏罗系沙溪庙组的 4 个砂层组,共有钻井 21 口,其中有钻井取心的 13 口,均有一定数量的实测储层物性分析资料。4 个砂层组分布层段总厚度大约为 200m,由上至下依次称 A、AB、B 和 C 砂层组。

1 测井资料编辑及预处理

1.1 测井资料的编辑

研究区内 21 口井 67 个砂层组的统计结果中,自然伽马(GR)、声波时差(AC)和深浅双侧向电阻率(Rd、Rs)齐全;具有中子孔隙度测井(CNL)的共有 52 层,占总层数的 77.6%;有密度测井(Den)的共有 38 层,占总层数的 56.6%。选取 GR、AC、Rd、Rs、CNL 和 Den 6 项测井数据,作为解释储层物性

参数的测井原始参数。

中子孔隙度和密度测井有少数井、少数层段没有,这两项参数对计算储层物性是很重要的,必须设法补齐。研究区内只有声波时差测井是齐全的,通过建立声波时差测井与中子孔隙度、密度测井之间的线性转换公式(图 1),可以实现中子孔隙度和密度测井数据的补齐。

1.2 测井资料的全区标准化

对测井数据进行全区标准化可以剔除不同井间存在的背景误差。本次研究采用的是关键井标准层对比法^[9],通过设定一口关键井和一个标准层,用全区其它所有井的标准层测井响应值同关键井的标准层测井响应值作对比,得出各井相对于标准井的各测井参数的校正值。

本次研究确定的关键井为 X804 井,考虑依据是该井测井系列齐全、测井资料数值分布范围正常、井位位于工区中部和构造相对高部位、取心层段较长等因素;以 B 砂层组与 C 砂层组之间所夹的泥岩层作为对比标准层。统计各井标准层测井参数的分布,将关键井标准层的测井参数分布直方图与其它待标准化井标准层的测井参数分布直方图进行对比,以二者之间的最大相关系数作为确定校正量的依据(图 2)。

1.3 测井资料的归一化

归一化处理的目的是将不同的测井参数大致校

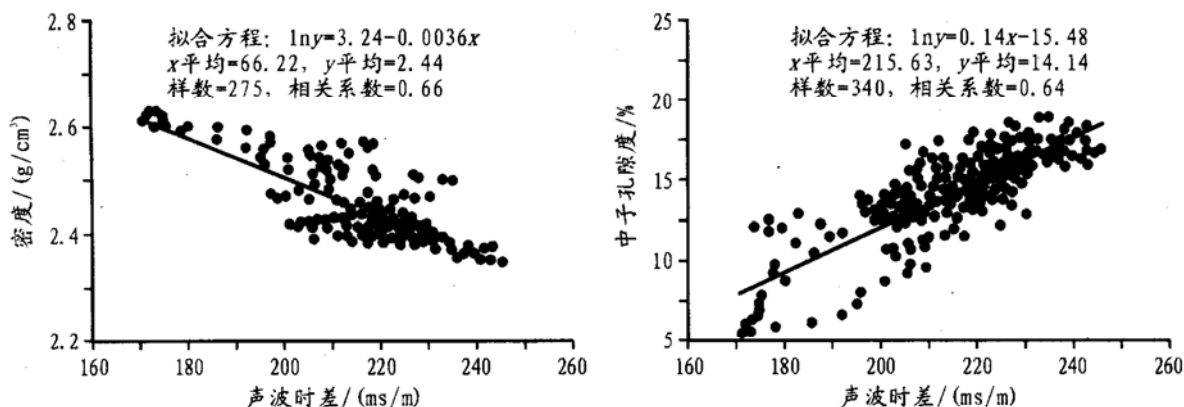


图1 密度测井和中子孔隙度测井与声波时差测井之间的统计关系

Fig. 1 Statistical relations of the density log and the neutron porosity log to the acoustic time log

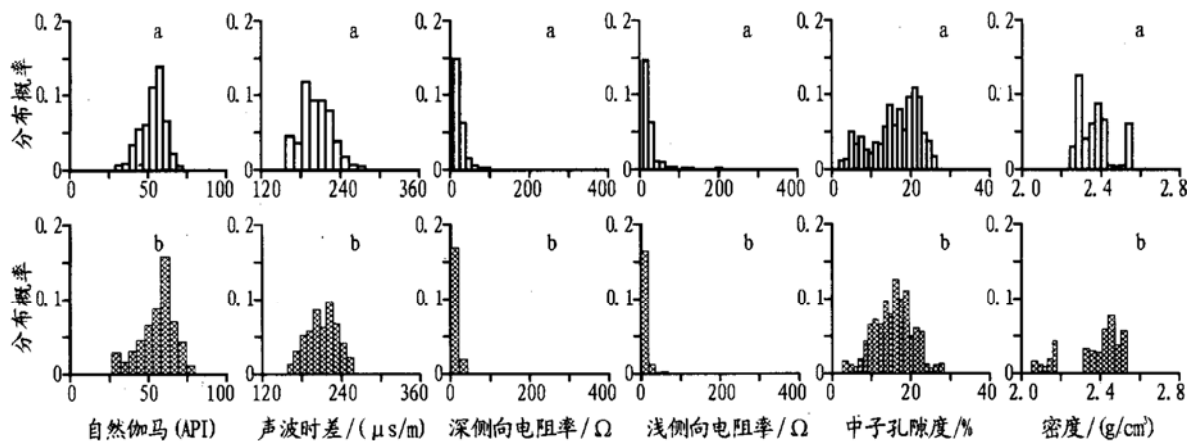


图2 关键井与待标准化井标准层的测井参数分布对比

a. X806井, B、C之间泥岩; b. X804井, B、C之间泥岩

Fig. 2 Comparison of logging parameter distribution for the marker horizons of the key well and the well for standardization

正到同一数值标准上来, 以免在储层参数测井解释过程中数值大的测井参数(如 AC、GR)在模型运算中占有太大的优势, 从而掩盖数值小的测井参数(如 Den)的贡献。本次研究采用分砂层组归一化, 统计全区内所有井同一砂层组某一种测井参数的最大值和最小值(分别记为 X_{max} 和 X_{min}), 则归一化后值的计算公式为:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

式中 X 为归一化前的测井参数值, X' 为归一化后的测井参数值。通过这种转换可以将同一砂层组的各种测井参数都校正到 [0, 1] 区间上来。

1.4 测井资料与岩心分析资料的深度校正

测井资料的井深与岩心资料所在的井深之间常存在一定的深度错位, 这就要求把测井资料的深度尽可能好地校正到它所对应的地下岩石的确切深度处。

本次研究采用滑动相关系数对比法, 以孔隙度

实测参数序列为线性相关的一个基准参数序列, 以某种孔隙度测井参数作为线性相关的对比参数序列。运用如下的相关函数公式^[10], 计算实测孔隙度参数序列在测井参数序列上滑动不同位移量所对应的的相关系数序列:

$$C(t) = \frac{\sum_{i=k+1}^{k+n} (X_i - \bar{X})(Y_{i+t} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=k+1}^{k+n} (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=k+1}^{k+n} (Y_{i+t} - \bar{Y})^2}}$$

式中: X_i ——基准曲线(岩心分析孔隙度曲线) X 的第 i 个采样点的数据;

\bar{X} ——基准曲线(岩心分析孔隙度曲线) X 进行相关对比各采样点的平均值;

Y_{i+t} ——对比曲线(孔隙度测井曲线) Y 的第 $i+t$ 个采样点的数据;

\bar{Y} ——对比曲线(孔隙度测井曲线) Y 进行相关对比各采样点的平均值;

n ——深度窗对应的采样点个数;

k ——曲线 Y 相对于曲线 X 的移动采样点数,
 $t = -k, \dots, -1, 0, 1, \dots, k$;
 $C(t)$ ——曲线 Y 相对于曲线 X 移动 t 个采样
 点时的相关函数值。

将深度位移搜索深度窗确定为上、下 2.0m, 测井参数的采样间隔为 0.1m, 相关系数最高值对应的深度位移就被认定为测井深度校正值。经过深度校正, 测井孔隙度与岩心分析孔隙度之间的匹配明显变好(图 3)。

2 岩石物性参数测井反演

本次研究采取孔隙度和渗透率分别建模的方法, 两个网络的输入层均包括 6 个原始测井参数, 另加深浅双侧向电阻率的差值(一般反映岩石的渗透性), 所不同的是, 孔隙度训练网络的结果输出作为渗透率训练网络的一个输入参数, 这可以大大提高

渗透率训练网络的训练和预测精度。

研究采用分层模拟的方法, 即每个层均建立自己的孔隙度和渗透率训练网络, 对各自层内的储层物性参数进行预测。几个砂层组神经网络的训练结果, 均达到了 0.05 的规定相对误差限(表 1)。

将待检验数据输入训练好的网络进行孔隙度和渗透率计算, 结果表明, 预测的孔隙度和渗透率与实测数值吻合程度很高(图 4), 预测的孔隙度与中子孔隙度、密度之间的变化趋势基本吻合, 说明建模过程合理, 模型的预测效果良好。

表 1 神经网络的训练迭代次数与相对误差表

砂层组	孔隙度训练网络		渗透率训练网络	
	训练次数	最终相对误差	训练次数	最终相对误差
A	30 000	0.014 32	7 444	0.004 99
AB	50 000	0.037 05	5 000	0.009 16
B	50 000	0.035 74	5 000	0.017 42
B	50 000	0.041 33	5 000	0.007 00

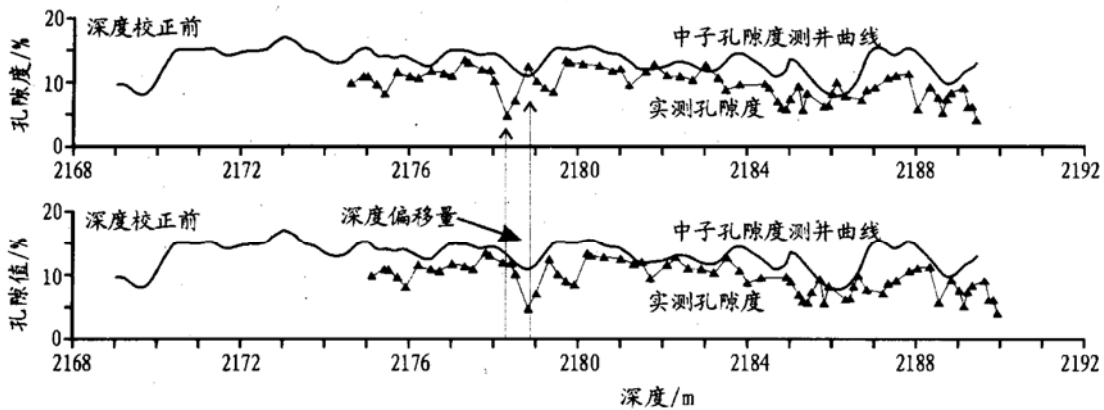


图 3 深度校正前后测井与岩心孔隙度曲线对比图
 Fig. 3 Comparison between the neutron porosity logging curve and the core porosity curve before and after depth correction

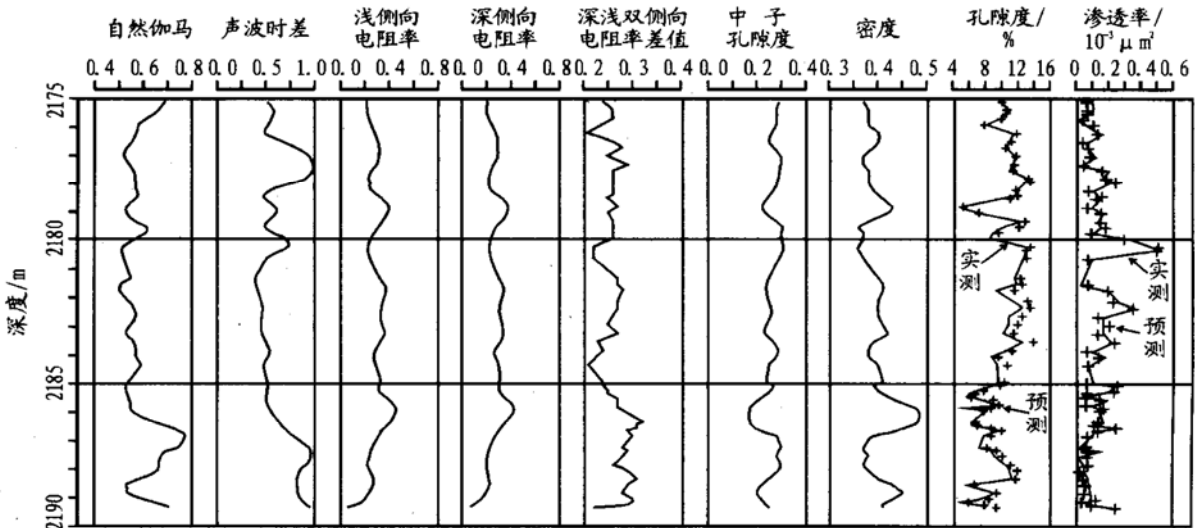


图 4 BP 神经网络模型对孔隙度和渗透率的预测效果
 Fig. 4 Predicting effects of the BP neural network model in calculating porosity and permeability

3 结论与建议

运用神经网络进行测井储层参数计算,测井资料与实测储层物性之间的准确匹配是至关重要的,与最终的预测效果密切相关。建立全区统一的神经网络数学模型对于提高井间计算结果的对比性是很重要的,但同时对资料的预处理提出了更高的要求。测井参数的取舍与补齐、标准化、归一化、深度对齐分别从不同侧面解决了测井资料与实测资料的匹配问题,从而保证了模型的合理性和预测的准确性。这些方法在运用神经网络进行测井储层参数预测中是值得推广的。运用神经网络进行测井储层参数计算,应该在对原始资料进行深入分析的基础上进行,一定要保证输入参数的精度和输入、输出参数之间的准确对应关系,而不应过分地依赖神经网络的高拟合精度。将一堆杂乱无章的数据推进网络进行训练,所建立的模型就无法反映地质实际,预测效果当然就不会好。

参考文献:

- [1] 肖慈珣,杨斌,马维炎. 利用测井录井信息识别水淹层[J]. 测井技术, 1998, 22(4): 267- 272.
- [2] 孙建孟,谭未一,李召成. 应用测井和BP神经网络算法预测储层敏感性[J]. 石油钻探技术, 2001, 29(2): 37- 40.
- [3] 席道瑛,张涛. BP神经网络模型在测井资料岩性自动识别中的应用[J]. 物探化探计算技术, 1995, 17(1): 42- 48.
- [4] 阳文生,赵力民,侯守探,等. 精细储层描述在荆丘油田调整挖潜中的初步实践[J]. 石油实验地质, 2000, 22(4): 375- 381.
- [5] 刘争平,何永富. 神经网络在测井解释中的应用[J]. 地球物理学报, 1995, 35(增刊1): 323- 330.
- [6] 陶淑娴,肖慈珣,杨斌,等. 神经网络在测井解释中的应用[J]. 石油物探, 1995, 34(3): 90- 102.
- [7] 夏宏泉,张贤辉,范翔宇,等. 基于神经网络法的逐点渗透率测井解释研究[J]. 西南石油学院学报, 2001, 23(1): 11- 13.
- [8] 金燕,张旭. 测井裂缝参数估算与储层裂缝评价方法研究[J]. 天然气工业, 2002, 22(增刊): 64- 67.
- [9] 王捷. 油藏描述技术(勘探阶段)[M]. 北京:石油工业出版社, 1996.
- [10] 曾文冲. 油气藏储集层测井评价技术[M]. 北京:石油工业出版社, 1991.

CALCULATION OF RESERVOIR PARAMETERS BY THE NEURAL NETWORK MODEL WITH THE LOGGING DATA OF MULTIPLE WELLS

TANG Ping

(Research Institute of Exploration and Production, SINOPEC, Beijing 100083, China)

Abstract: The neural network has been widely used in reservoir parameter calculation with logging data and has got good effects. But under the control of logging data from multiple wells, it is crucial to construct a unified mathematical model, which helps to promote the contrast of calculating outputs among all the wells and in turn to promote the accuracy of interwell prediction. Based on the edition, standardization, normalization and depth correction of logging data, this research constructed a unified BP neural network model for each sand group. Compared with real samples, the predicting effect was good.

Key words: mathematical model; reservoir parameter; logging; neural network