

深度延迟人工神经网络判别水淹程度

唐文忠, 陈 彬, 翟雨阳, 刘志远, 黄 华

(中原油田分公司勘探开发科学研究院, 河南濮阳 457001)

摘要: 深度延迟人工神经网络模型可以计算水淹层参数和判别水淹层, 此方法避开了油层水淹后, 混合液电阻率难以求准的问题, 所建立测井信息与地层参数之间的非线性关系更符合油层水淹后的实际情况。深度延迟神经网络模型建立了储层地质参数与测井资料之间在深度上的动态关系, 即一个深度点的地质参数由多个深度点的测井数据来描述, 自动考虑了上下围岩的影响, 而且测井信息与水淹层参数之间的复杂关系不需要具体的数学物理模型描述, 只需有合适的样本集对网络训练即可获得解释模型。对东濮凹陷濮城油田沙河街组二段下亚段 20 口井的测井资料处理表明, 用延迟人工神经网络模型计算水淹层剩余油饱和度, 进而判别水淹程度, 应用效果良好, 符合率达 82.4%。

关键词: 人工神经网络; 深度延迟; 测井资料; 剩余油饱和度; 水淹程度

第一作者简介: 唐文忠, 男, 39 岁, 工程师, 石油地质

中图分类号: P631.8+1

文献标识码: A

油田开发进入中、后期以后, 准确的剩余油饱和度一直是影响水淹层正确判别的重要因素。在常规测井资料水淹层的解释中, 剩余油饱和度的定量计算遇到的难题是混合液电阻率的确定^[1~2]。为了避开混合液电阻率的求取, 近年来出现了多种人工神经网络模型用于确定剩余油饱和度^[3], 给测井资料的处理带来新的方法或处理技术。

目前广泛应用于油气评价和储层参数预测的层状网络模型, 实现的是从输入空间到输出空间的非线性静态映射关系, 即地质参数与测井数据的深度一一对应关系。如果模式矢量是从含有随空间变化的信号(如测井曲线)中截取一段得到的, 则一般网络模型只能考虑该段的特征与模式矢量之间的静态映射关系, 而不能考虑信号随空间的变化与模式矢量之间的联系。对于这类随空间变化的信号, 如果在建模时能考虑信号变化的背景, 无疑会使矢量求解更准确。

1 方法

1.1 基本思路

由于测井仪器的纵向分辨率是有限的, 且不同类型的测井仪器其纵向分辨率不同, 因此某一深度点的测井值必受其上下部分地层的影响, 对于局部非均质地层, 这种影响更明显。

岩芯分析数据的纵向分辨率取决于取样密度(块/m)与岩芯样品自身的尺度, 而且它与测井资料的纵向分辨率也不同。

为避免孤立模式矢量对测井、岩芯分析数据严格点对点的标定和计算, 通过深度延迟技术, 可让深度点 d 处的上、下部分数据参加建模和计算。

网络尽量不要张得太大, 以减少节点和连接权数, 对于深度延迟网络, 由于只考虑单边影响, 网络就不会张得太大。

1.2 实现办法

由于测井仪器受分辨率的限制, 故某一深度点 d 处的测井值 $X_i(d)$ 是包含其上下围岩部分地层综合信息的响应。反过来说, 深度为 $d \pm \Delta$ 的测井值 $X_i(d \pm \Delta)$ 也包含有深度 d 点地层信息的影响。不同的测井方法, 影响各不相同。在地层非均匀的情况下, 这种影响尤为明显。取芯分析的岩石物性、含油性等参数, 是对一小块样品进行的, 分析出来的参数是某一深度点的局部值, 其纵向分辨率为样品的尺度。测井资料要与取芯分析的参数建立关系, 就必须考虑这两者之间的匹配问题。图版校正方法虽然可以消除部分厚度的影响, 但没有自适应性, 深度延迟神经网络模型则能自适应校正层厚的影响和参数计算。

设深度 d 处经预处理后的测井值 $X_i(d)$ ($i = 1, 2, \dots, m$), m 为测井曲线数, 该深度点的岩芯分析值为 $Y_i(d)$, 深度 d 上部的测井值为 $X_i(d - \Delta)$

($l = 1, 2, \dots, L$), Δ 为采样间隔, L 为以当前深度 d 为起点向上取的点数。为了考虑深度 d 上部岩层的影响, 就要使 $X_i(d - \Delta)$ 参与网络的标定和计算。同样, 为了考虑深度 d 下部岩层的影响, 也要让 $X_i(d + \Delta)$ 参与网络的标定和计算。简单的考虑方法是把这些测井值都输入到一个前馈网络中进行计算。但这样做有局限: 网络输入层节点数在考虑的厚度范围内(例如考虑 0.5 m 的范围, 按每米 8 个采样点, 加上当前深度点, 0.5 m 的范围实际应有 5 个采样点, 5 条曲线就有 $5 \times 5 = 25$ 个输入节点)变得很大; 结果是网络的连接权数目增多。在训练样本数不多的情况下(例如 100 个左右)使网络难于从标定的例子中归纳出计算规律。此外, 也不能使网络自动考虑测井值随深度的变化。

延迟神经网络模型能避开上述局限, 既考虑了测井值随深度的变化, 而且网络的连接权数目又不大。例如, 取网络的延迟数为 2, 网络中间节点数为 1, 当输入 5 条曲线时, 则网络的总连接权数为 $5 \times (2 + 2) = 20$ 。因为网络延迟是在一个方向进行的, 只能考虑上围岩或下围岩的影响。为了同时考虑当前深度上下围岩层的影响, 采用的方法是对每一深度点取两个顺序样本: 一个顺序样本表达上围岩的影响, 另一个样本表达下围岩的影响。网络通过标定, 就自动寻找出考虑围岩影响的地层参数计算方法。

设 $(X_L^t, \dots, X_m^t)$ ($t = 0, 1, 2, \dots, L$) 为归一化后的测井值, L 为以当前深度为起点向上或向下取的点数, m 为测井曲线的条数。 $X_j(t)$ 为网络在深度 t 节点 j 的输出(对于输入节点, $X_j(t) = f_j^t$), $\text{net}_i(t)$ 为当前网络节点 i 的总输入^{*}。

$$\text{net}_i(t) = \sum_{k=0}^K \sum_{j=1}^{i-1} W_{ij}^{(k)} X_j(t-k)$$

$$X_i(t) = O_i(t) = f(\text{net}_i(t))$$

$$(i = m+1, m+2, \dots, m+N+n)$$

式中 K 为网络的延迟数, $W_{ij}^{(k)}$ 为网络延迟 k ($k = 0, 1, \dots, K$) 的连接权, N 为中间层的节点数, n 为输出层节点数。对于孔隙度、饱和度计算问题, 网络节点的传输函数仍采用 S 型函数。

设测井值串 P 网络对于当前深度点测井信息网络变换的输出为 O_{β}^L , 网络要求的输出为 Y_{β}^L ($\beta = 1, 2, \dots, n$), 其误差平方和为

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{\beta=1}^n (O_{\beta}^L - Y_{\beta}^L)^2$$

在实现深度延迟网络时要使 $L > K$, 即取的点

数大于网络的延迟数。对当前深度点以外的测井信息, 网络的实际输出与要求输出之间的误差不参与网络连接权的调整。

1.3 样本集的选取

应用神经网络模型求解水淹层参数, 虽然不需要给出具体的物理和数学模型, 但网络训练样本集的选取对网络的解释效果起关键作用。选取样本的原则是样本的代表性和有效性。代表性是要求选取的样品分析值的范围与该区块的物性、含油性等参数的范围一致, 例如, 该地区地层束缚水饱和度大致在 20% ~ 35%, 故样本集中束缚水饱和度这个参数也应在这个范围内均匀取值。有效性则是要求样本的个数是网络连接权数目的 3~5 倍, 使之符合一般统计建模要求。测井资料应选取对地层水电阻率敏感的测井系列。因受资料条件的限制, 本次研究仅用了深感应电阻率 (R_t)、八侧向电阻率 (R_{xo})、声波时差 (AC)、自然电位 (SP) 和自然伽马 (GR) 等 5 条曲线。并对所选定的样本(测井数据、岩芯分析数据)进行归一化处理, 以减少量纲不同造成的影响。

一个区块的资料, 很难保证是同一类仪器, 相同刻度标准和统一的操作方式进行测量的。因此, 各单井测井数据必存在刻度因素为主的误差。对测井资料标准化, 可将这些非地质因素校正到同一水平。归一化处理则是把测井数据都统一到 0~1 之间, 以便于网络的训练和计算。在实际资料的处理过程中, 声波时差、地层电阻率等曲线不能简单地取处理井段的最小值和最大值, 而必须在整个处理区块取相同的边界值。

1.4 资料处理

网络训练好后, 可得到一组网络的权值及一些辅助信息。资料处理就是根据输入给网络的测井数据及权值, 由网络按测井数据的采样间隔 (0.125 m) 输出一组能反映油层水淹情况的剩余油饱和度、束缚水饱和度、孔隙度、渗透率、泥质含量等参数。

根据中原油田储层以中低孔渗为主的地质特点, 采用驱油效率来定量划分油层水淹级别, 驱油效率 ED 由下式表述

$$ED = \frac{S_w - S_{wi}}{100 - S_{wi}} 100\%$$

式中 S_w 为油层当前含水饱和度; S_{wi} 为束缚水饱

* 刘瑞林. 孔隙介质多相渗流、震电理论及延迟神经网络在油气评价中的应用. 博士论文, 1997

和度(油层原始含水饱和度)。

2 应用

根据深度延迟人工神经网络处理方法编制了相应的处理解释软件,并将该方法应用于濮城油田沙河街组二段下亚段水淹层的储层参数计算与水淹层的解释。

利用濮城油田水淹层检查井×227井的分析资料,可获取该井沙河街组二段下亚段水淹层的含水饱和度 S_w 、束缚水饱和度 S_{wi} 、孔隙度 Φ 等参数。以测井深度为准,对取芯分析数据进行层位归位和深度校正。依据储层参数与测井曲线的关系,分别采用如下的响应关系:

表 1 延迟神经网络模型判别水淹程度符合率统计表

Table 1 Statistics of flooded degree coincident rate discriminated by depth delay neural network								
井号	井 段/m	油层 / 层数	弱水淹层 / 层数	中水淹层 / 层数	试油结论	符合层数 / 层数	总层 / 层数	符合率 / %
× 353	2 784.5~ 2 890.2	1	2	—	弱水淹层	3	3	100.0
× 354	2 685.1~ 2 760.1	1	2	1	中水淹层	3	4	75.0
× 359	2 750.7~ 2 882.3	3	2	2	弱水淹层	6	7	85.7
× 360	2 804.4~ 2 866.3	2	2	2	中水淹层	5	6	83.3
× 369	2 757.6~ 2 865.0	3	3	4	中水淹层	8	10	80.0
× 371	2 711.1~ 2 787.8	1	2	1	中水淹层	3	4	75.0

×227井是濮城油田东区一口密闭取芯井,在沙河街组二段下亚段进行了密闭取芯。本井为网络训练的样本集井,因此,该井取芯井段所求参数(Φ S_w , S_{wi} 等)的可靠性如何,直接决定着其它井所求参数误差的大小。为此,作了×227井岩芯分析的 Φ S_w , S_{wi} 与网络计算的 Φ S_w , S_{wi} 的对比图(图 1)。图中计算的 Φ ,

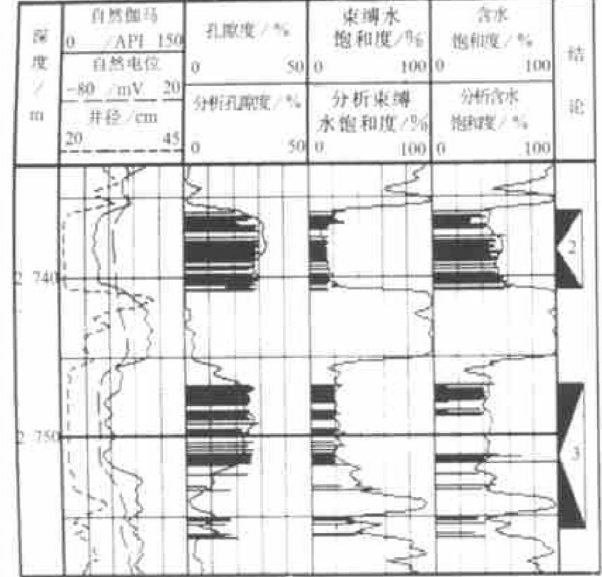


图 1 ×227井延迟神经网络处理成果图
Fig. 1 Result of ×-227 Well processed by depth delay neural network

$$\Phi=f(AC, SP, GR)$$
$$S_{wi}=f(AC, SP, GR)$$
$$S_w=f(Rt, R_{xo}, AC, SP, GR)$$

以×227井的分析数据和测井数据为样本集,在数据归一化的基础上,对网络进行训练和学习,由此分别获得计算 Φ 、 S_{wi} 和 S_w 的权值。有了含水饱和度,即可求得剩余油饱和度。

利用训练好的网络,对濮城油田沙河街组二段下亚段20口井的测井资料进行了处理,结果表明,深度延迟神经网络模型用于水淹层参数计算和解释水淹层效果良好。通过对6口井的投产资料对比分析和统计,扣除干层外,34层中有28层符合,解释结果的符合率为82.4%(表1)。

S_w , S_{wi} 为连续曲线,分析数据为离散值。由图可见,计算的 Φ S_w , S_{wi} 与分析的数值基本吻合,说明计算结果与训练网络的岩芯分析数据间的误差控制在允许的范围内,计算结果是可信的。

×354井处理井段为2 650.0~ 2 830.0 m,共解释油层5层,水淹层6层。首次射孔井段为2 798.0~ 2 821.8 m井段3层(62, 63和65号层)4.2 m,随后又补射2 685.1~ 2 760.1 m井段4层(49, 50, 56和57层)10.1 m。投产第一个月日产油12 t、水12 m³、气1 261 m³,第二个月日产油13 t、水16 m³、气1 274 m³。分析两个月的日产量说明投产层有水淹层,神经网络处理解释结果(表2)与投产结果相符合。

表 2 ×354井延迟神经网络解释结果与投产结果对比

Table 2 Comparison between the interpretation result of depth delay neural network and production result of ×354 Well						
层号	井 段/m	原始含油饱和度/%	剩余油饱和度/%	驱油效率/%	解释结论	
49	2 685.1~ 2 686.8	81.6	59.2	27.5	2级水淹层	
50	2 696.7~ 2 699.3	68.7	57.1	17.4	3级水淹层	
56	2 746.3~ 2 750.8	72.8	59.0	19.0	3级水淹层	
57	2 758.8~ 2 760.1	61.0	60.1	1.4	油干层	
62	2 798.0~ 2 799.5	20.0	19.1	4.5	干 层	
63	2 802.8~ 2 803.8	21.0	20.1	4.2	干 层	
65	2 820.1~ 2 821.8	68.0	67.9	1.5	油 层	

3 结论

(1) 深度延迟人工神经网络判别水淹程度方法和以体积模型为出发点的常规解释方法相比, 是网络建立的测井信息与地层参数之间的非线性关系更符合油层水淹后的客观情况, 避开了油层水淹后, 混合液电阻率难以求准的问题。而且测井信息与水淹层参数之间的复杂关系不需要具体的数学物理模型描述, 只需有合适的样本集对网络进行训练来获得解释模型。

(2) 深度延迟神经网络模型与一般的 BP 网络模型相比, 其突出优点是深度延迟网络模型建立了储层地质参数与测井资料之间在深度上的动态关系, 即一个深度点的地质参数由多个深度点的测井数据来描述。因此, 参数的计算自动考虑了上下围

岩的影响, 克服了一般 BP 网络的不足。

(3) 对濮城油田沙河街组二段下亚段实际资料处理结果表明, 延迟神经网络模型用于水淹层参数计算和水淹程度判别效果良好。资料的处理和分析对比发现, 测井资料归一化时边界值的选取对处理结果有明显影响, 因此, 它是用好延迟神经网络模型处理测井资料的关键之一。

参 考 文 献

- 1 潘兴国, 姜文达. 中国水驱油田开发测井[A]. 见: 学术组编. 水驱油田开发测井'96 国际学术讨论会论文集[C]. 北京: 石油工业出版社, 1996. 1~ 5
- 2 李厚裕, 谢豪元. 特高含水期水淹层剩余油饱和度评价方法[A]. 见: 学术组编. 水驱油田开发测井'96 国际学术讨论会论文集[C]. 北京: 石油工业出版社, 1996, 92~ 98
- 3 张玓, 梅红. 应用人工神经网络识别水淹层[J]. 测井技术, 1996, 20(3): 210~ 214

APPLICATION OF DEPTH-DELAY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO DISCRIMINATION OF RESERVOIR FLOODED DEGREE

Tang Wenzhong Chen Bin Zhai Yuyang Liu Zhiyuan Huang Hua

(Research Institute of Exploration and Development, Zhongyuan Oilfield Company, Puyang, Henan)

Abstract: Depth-delay artificial neural network model is put up to calculate the parameters and the flooded degree of flooded reservoir. This method could avoid the problem of calculating the resistivity of mixed liquid after flooding, and the non-linear relation between one depth point geo-parameter and the log data of the present depth point and more depth points of the upper and lower beds is more accurate. To use this model, one have to select suitable sample assemblage to train the network first, then the interpretation model is built. Use this model to process the log data obtained from twenty wells of the lower section of Sha-2 member in Pucheng Oilfield, Dongpu Depression, the result is good, the coincidence rate is up to 82.4%.

Key words: artificial neural network; depth-delay; log data; remaining oil saturation; flooded degree