

文章编号 :1001-4810(2002)02-0140-05

裂缝性潜山油藏储集体岩性定量识别^①

——以埕北 30 太古界潜山储集体为例

周英杰¹, 张敬轩², 张吉昌³, 武 强¹

(1. 中国矿业大学 北京 100083 ; 2. 胜利油田有限公司地质科学研究院 山东东营 257065 ;

3. 辽河油田分公司勘探开发研究院 辽宁辽河 124010)

摘 要 :由于油井取芯费用高昂加之油层保护的需要 ,不可能大量取芯 ,因此利用少量的岩芯资料 ,结合其它一些手段来预测未取芯井段的岩性 ,就成为有效识别和预测潜山储层分布的重要途径之一。该文针对埕北 30 太古界潜山储集体 ,运用 BP 神经网络技术对测井资料进行了潜山储集体岩性的定量识别 ,经与岩芯观察、薄片分析、成像测井结果对比检验 ,符合率达到了 90% ,从而为开展潜山油藏裂缝预测研究奠定了基础。

关键词 :神经网络 ;潜山储集体 ;岩性 ;测井 ;定量识别

中图分类号 :TE19 **文献标识码** :A

0 前 言

众所周知 ,由于油田中不同的岩性储集层 ,因其力学性质不同 ,当受到同一应力的作用时 ,其破裂的程度不同 ,因此 ,它们的油气储集能力也存在着很大的差异。通过钻探取芯研究来确定不同岩性层位的储集特性固然是一种十分行之有效的办法 ,但是由于油井取芯费用高昂加之油层保护的需要 ,在实际工作中往往不允许我们取太多的岩芯。因此 ,利用少量的岩芯资料 ,结合其它一些手段来预测未取芯井段的岩性 ,就成了有效识别和预测潜山储层分布的重要途径之一。本文针对埕北 30(CB30)太古界潜山储集体 ,运用 BP 神经网络技术对测井资料进行了岩性的定量识别 ,经与岩芯观察、薄片分析、成像测井结果对比检验 ,符合率达到了 90% ,从而为开展潜山油藏裂缝预测研究奠定了基础。

1 埕北 30 潜山地质概况

埕北 30 潜山位于渤海南部浅海海域 ,即渤中坳

陷与济阳坳陷交会处 ,南为桩东凹陷 ,北为渤中凹陷 ,东西分别为埕北低凸起和渤南低凸起 ,勘探面积约 50km²。目前完钻 5 口探井(图 1) ,其中 4 口井获高产油气流 ,1 口井见显示 ,潜山加固埋深 3100m ,最大井深为 4364m ,试油未见明显油水界面 ,估计潜山含油高度大于 1300m ,控制储量规模在千万吨级 ,是胜利油田十余年来在海上潜山勘探中的重大发现。

太古界潜山受西界断层(断距大于 1000m)控制 ,形成单断式潜山 ,潜山内部发育多条北东向次级断层。该潜山主峰位于埕北 30 井附近(图 1) ,潜山顶面向周围逐渐变低。自上而下潜山发育太古代、古生代、第三纪及第四纪地层。其中古生界、太古界组成了埕北 30 潜山的主要储集层段(本次研究主要针对太古界储集层)。埕北 30 潜山下古生界为海相碳酸盐岩、泥页岩 ,厚度 1300m 左右 ,其中马家沟组灰岩岩性纯 ,横向分布稳定 ,可作为测井层位误差校正的标准层。

钻井取心资料、薄片鉴定及全样分析表明 ,埕北 30 的太古界潜山储层为一套有轻度混合岩化的巨厚混合岩化斜长片麻岩和角闪斜长片麻岩 ,在片麻岩内

① 基金项目 :中国石油化工集团公司“九五”重点科技攻关课题(P99026)

作者简介 :周英杰(1961-) ,男 ,高级工程师 ,1983 年毕业于大庆石油学院油藏工程专业 ,一直从事油气田开发综合研究工作 ,现在中国矿业大学(北京校区)攻读博士学位。

收稿日期 :2002-05-14

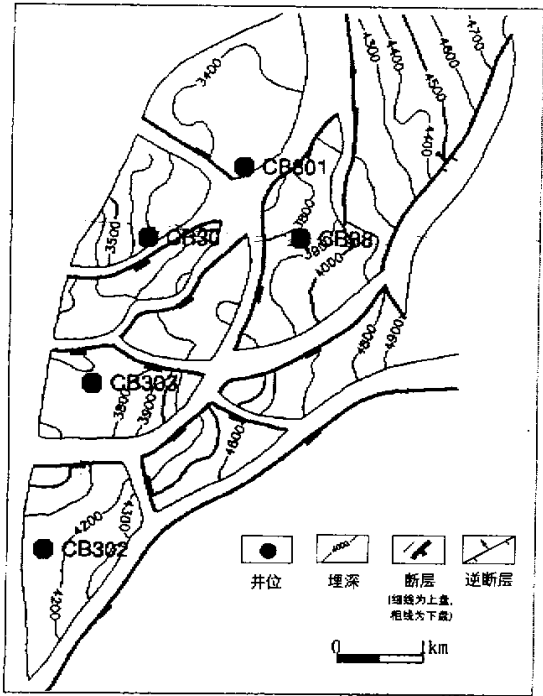


图 1 埕北 30 潜山构造井位图

Fig.1 Map showing the positions of oil well in No. CB 30 hidden mountain

部夹厚度不等的煌斑岩侵入体及少量的混合花岗岩。斜长片麻岩在该研究区广泛分布,主要由石英、长石及暗色矿物(云母、角闪石等)所组成,长石与石英的总量大于 70%,其中长石 > 25%,暗色矿物 < 30%,常为鳞片状变晶结构,片麻状构造。煌斑岩具有玻基斑状结构,斑晶已方解石化、硅化,基质以长石、角闪石为主,见少量的黄铁矿。而混合花岗岩则是介于花岗岩和混合岩之间的一类成分近似花岗质的岩石类型,其成因与混合岩化作用的演化发展有关,通常为区域变质岩在液相流体的参与下相互作用而形成。本区的混合花岗岩主要为原地型,代表了原有地层受强烈的混合岩化作用,基本特征和片麻状混合岩相同,产状与变质原岩和谐一致,但出现半自形和板状晶体的长石。

2 BP 神经网络结构和数学模型

在地质学中,BP 网络(即误差传播神经网络)是实现映射变换的最常用的一种网络模型。其基本思路是:把网络输出层出现的与“事实”不符的误差,归结为连接层中各节点间连接权及阈值(可以把连接权值作为特殊权并入连接权)的“过错”,通过把输出层

节点的误差逐层向输入层逆向传播以“分摊”给各节点,从而可算出各连接节点的参考误差,并据此对各连接权进行相应的调整,使网络能适应要求的影射^[1,2]。

典型的前馈型网络的拓扑结构^[3]如图 2 所示。图中的三层 BP 网络在结构上是一个典型的前馈型层次结构,由输入层 LA、隐含层 LB 及输出层 LC 组成,同层之间无连接,异层神经元之间向前连接。

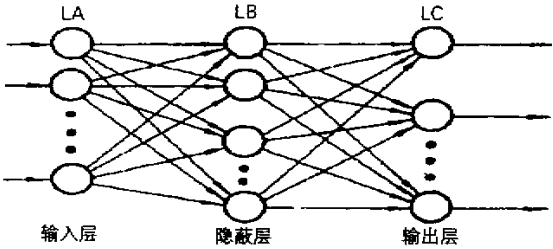


图 2 神经网络结构示意图

Fig.2 Sketch map of neuro-web structures

设 LA 层含 m 个节点,对应于 BP 网络可感知 m 个输入;LC 层含有 n 个节点,与 BP 网络中的 n 种输出响应相对应;隐含层 LB 层的节点数目 u 可以根据需要设定。

令 LA 层节点 a_i 到 LB 层节点 b_r 间的连接权为 W_{ir} ,LB 层节点 b_r 到 LC 层节点 c_j 间的连接权为 V_{rj} , T_r 为 LB 层节点的阈值, θ_j 为 LC 层节点的阈值,则 LB、LC 层中节点的输出函数分别为:

$$b_r = f\left(\sum_{i=1}^m W_{ir}a_i + T_r\right)$$
$$c_j = f\left(\sum_{r=1}^u V_{rj}b_r + \theta_j\right)$$

式中: $r = 1 \dots u$

$j = 1 \dots n$

$f(\cdot)$ 为 S 型函数,即

$$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$$

其具体学习过程如下:

给 $W_{ir}, V_{rj}, T_r, \theta_j$ 随机赋一个较小的值,对每一模式对 $(A^{(K)}, C^{(K)})$ $K = 1 \dots P$ 进行下列操作:

①将 $A^{(K)}$ 的值输入 LA 层节点,据 LA 层节点激活值 a_i ,依次正向计算

$$b_r = f\left(\sum_{i=1}^m W_{ir}a_i + T_r\right)$$
$$c_j = f\left(\sum_{r=1}^u V_{rj}b_r + \theta_j\right)$$

②计算 LC 层节点输出 c_j 与期望值 $c_j^{(k)}$ 的误差,

令

$$d_j = c_j(1 - c_j)(c_j^{(k)} - c_j)$$

③向 LB 层节点反向分配误差,令

$$e_r = b_r(1 - b_r)(\sum_{j=1}^n V_{rj}d_j)$$

④调整 LB 层与 LC 层节点间的连接权 V_{ij} 及 LC 层的节点阈值 θ_j

$$V_{ij} = V_{ij} + \alpha b_r d_j$$

$$\theta_j = \theta_j + \alpha d_j$$

$(0 < \alpha < 1)$

⑤调整 LA 层与 LB 层节点间的连接权 W_{ir} 及 LB 层的节点阈值 T_r

$$W_{ir} = W_{ir} + \beta a_i e_r$$

$$T_r = T_r + \beta e_r$$

$(0 < \beta < 1)$

重复步骤②,直至于 $j = 1, \dots, n, k = 1, \dots, p$,误差 d_j 变得足够小或为零。

3 学习模型的建立

3.1 训练样本的构造

训练样本的构造首先考虑输入向量和输出向量选择^[3],由测井曲线形态与所在地层的对应关系可知,自然伽玛(GR)反映地层的放射性强度,密度(DEN)反映地层孔隙度与岩性的关系,声波时差(AC)反映岩石孔隙度的状况,同时考虑到研究区主要为片麻岩、煌斑岩和混合花岗岩的岩性特点,在岩性识别过程中,因此选择它们作为输入向量(记作 INP1, INP2, INP3),并用与之对应的岩性作为输出向量(记作 OUP1, OUP2, OUP3)构成训练样本,其网络模型中 $m = 3, u = 10, n = 3$ 。

3.2 测井资料数据的标准化

测井资料数据的标准化是针对测井仪器刻度的不准确性提出的。在多井解释过程中,这种误差会影响测井解释的精度,为使测井资料在全油田范围内具有可比性,就必须对测井资料数据进行标准化^[4]。测井资料数据标准化是基于同一油层或同一地区的同一层段往往具有相似的地质—地球物理特性,从而决定了测井数据具有自身的相似规律。早在上世纪七十、八十年代,就有美国学者 Conelly(1968), Neisnas 和 Knox(1976), Ratchett 和 Coalson(1979)分别发表了有关标准化的文章。

前已述及,埕北潜山储集层主要由太古界斜长片麻岩和角闪片麻岩及下古生界海相碳酸盐岩、泥页岩组成。太古界储层由于构造断裂复杂,地层被裂缝改

造严重,岩层产状不规则;而下古生界马家沟组灰岩岩性纯一,横向分布稳定,在中子(NPHI)—声波(DT)交会图中,其数据点(深黑色区域)落在灰岩附近(图3)表明测井数据准确可靠,可作为其它测井数据标准化处理的基础。具体做法为:以该井的数据为标准,通过直方图技术,做其它井的密度、声波时差、自然伽玛的直方图,通过与埕北 302 井的对比来确定各井的校正量(表 1)。

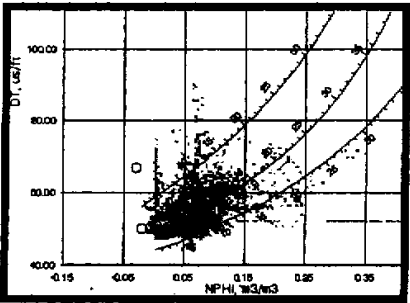


图 3 埕北 302 井中子—声波交会图

Fig.3 Intersecting map of neutron and sound wave from No. CB 302 well

表 1 埕北 30 井区测井数据校正量数据表

Tab.1 Corrected amount on the well measure data from oil wells in No. CB 30 hidden mountain

井号	校 正 量		
	密度(g/cm ³)	声波时差(μs/m)	自然伽玛(API)
CB301	+ 0.08	+ 9	- 64
CB303	+ 1.47	- 77	+ 40
CB30	- 0.14	+ 2	+ 7
CB38	- 0.01	- 21	- 28

3.3 测井数据的归一化

对所有参与训练的密度、声波时差、自然伽玛训练数据进行了归一化处理,对这些参数都取其相对值,以消除井间系统误差,即

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

式中: $X_{\max}, X_{\min}$ ——某一通道的参数最大和最小值;
 X ——某一通道要归一化的数据。

3.4 建立训练样本集

在进行了测井数据的标准化和归一化处理之后,利用数理统计的方法剔除异常点,建立不同岩性的测井参数分布直方图,得出不同岩性测井数据分布(表 2)。在经过以上处理之后,建立训练样本集(表 3)。

表 2 不同岩性测井数据分布表

Tab.2 Data distribution feature of the well measure data from different rocks

岩性	自然伽玛(API)		声波时差($\mu\text{s}/\text{m}$)		密度(g/cm^3)	
	变化区间	均值	变化区间	均值	变化区间	均值
煌斑岩	0.03 ~ 0.37	0.20	0.20 ~ 0.90	0.50	0.07 ~ 0.78	0.40
片麻岩	0.32 ~ 0.49	0.43	0.26 ~ 0.75	0.51	0.14 ~ 0.57	0.36
花岗岩	0.61 ~ 1.00	0.81	0.30 ~ 0.60	0.45	0.35 ~ 0.74	0.55

表 3 不同岩性测井数据分布表

Tab.3 Sample collection of training on nerve-web

编号	自然伽玛 (API)	声波时差 ($\mu\text{s}/\text{m}$)	密度 (g/cm^3)	岩性	编号	自然伽玛 (API)	声波时差 ($\mu\text{s}/\text{m}$)	密度 (g/cm^3)	岩性
1	1.00	0.51	0.63	(1 0 0)	30	0.25	0.35	0.69	(0 1 0)
2	1.00	0.48	0.65	(1 0 0)	31	0.27	0.3	0.65	(0 1 0)
3	1.00	0.44	0.64	(1 0 0)	32	0.28	0.26	0.63	(0 1 0)
4	1.00	0.41	0.63	(1 0 0)	33	0.29	0.22	0.61	(0 1 0)
5	1.00	0.38	0.62	(1 0 0)	34	0.14	0.22	0.75	(0 1 0)
6	1.00	0.37	0.63	(1 0 0)	35	0.15	0.27	0.74	(0 1 0)
7	1.00	0.36	0.64	(1 0 0)	36	0.17	0.3	0.75	(0 1 0)
8	0.99	0.65	0.65	(1 0 0)	37	0.18	0.32	0.76	(0 1 0)
9	0.99	0.34	0.66	(1 0 0)	38	0.3	0.27	0.76	(0 1 0)
10	0.98	0.34	0.68	(1 0 0)	39	0.44	0.68	0.21	(0 0 1)
11	0.98	0.33	0.68	(1 0 0)	40	0.44	0.74	0.19	(0 0 1)
12	0.98	0.33	0.68	(1 0 0)	41	0.45	0.78	0.16	(0 0 1)
13	0.99	0.34	0.67	(1 0 0)	42	0.45	0.8	0.12	(0 0 1)
14	0.99	0.34	0.66	(1 0 0)	43	0.46	0.82	0.08	(0 0 1)
15	0.98	0.33	0.67	(1 0 0)	44	0.46	0.84	0.06	(0 0 1)
16	0.98	0.33	0.68	(1 0 0)	45	0.46	0.85	0.05	(0 0 1)
17	0.96	0.32	0.71	(1 0 0)	46	0.46	0.88	0.04	(0 0 1)
18	0.93	0.31	0.72	(1 0 0)	47	0.46	0.9	0.03	(0 0 1)
19	0.9	0.3	0.73	(1 0 0)	48	0.47	0.91	0.02	(0 0 1)
20	0.4	0.28	0.66	(0 1 0)	49	0.47	0.91	0.02	(0 0 1)
21	0.36	0.26	0.69	(0 1 0)	50	0.47	0.91	0.02	(0 0 1)
22	0.3	0.25	0.75	(0 1 0)	51	0.47	0.91	0.01	(0 0 1)
23	0.2	0.39	0.76	(0 1 0)	52	0.47	0.91	0.01	(0 0 1)
24	0.2	0.42	0.74	(0 1 0)	53	0.47	0.91	0.01	(0 0 1)
25	0.21	0.45	0.73	(0 1 0)	54	0.47	0.91	0.01	(0 0 1)
26	0.21	0.45	0.72	(0 1 0)	55	0.47	0.91	0.01	(0 0 1)
27	0.21	0.45	0.73	(0 1 0)	56	0.45	0.91	0.01	(0 0 1)
28	0.2	0.44	0.74	(0 1 0)	57	0.44	0.92	0.01	(0 0 1)
29	0.23	0.37	0.74	(0 1 0)	58	0.44	0.93	0.01	(0 0 1)

注 表中(1 0 0)表示混合花岗岩 (0 1 0)表示煌斑岩 (0 0 1)表示斜长片麻岩。

4 潜山储集体的岩性识别

取网络学习率 $\alpha = 0.8$,学习步长 $\eta = 0.9$,误差 $\epsilon = 0.0001$,网络经过 100 ,000 次迭代后收敛 ,得到网

络权系数和阈值矩阵。利用单井的测井数据 ,经过标准化和归一化处理后 ,代入预测模型 ,进行岩性的识别和划分。

利用神经网络模型分别对埕北 30 的 5 口井进行了岩性识别(图 4)。

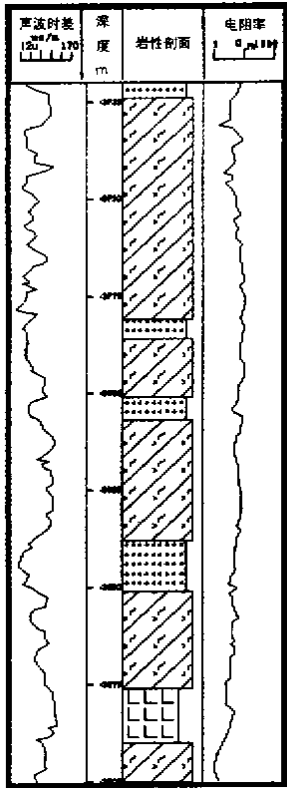


图 4 埕北 303 井太古界岩性柱状图

Fig.4 Column map showing the lithology of the Archean Group

上述识别结果与薄片分析、岩芯观察、成像测井解释结果对比,符合率达 90% 左右(表 4)。

表 4 岩性识别结果验证表

Tab.4 Lithology distinguishing results from No. CB 30 oil well in hidden mountain

井号	井段(m)	岩心	薄片鉴定	神经网络识别	判识
埕北 38	4171.23		均质混合岩	片麻岩	×
埕北 301	3497.6	片麻岩	花岗片麻岩	片麻岩	✓
	3587.2	煌斑岩	蚀变云煌岩	煌斑岩	✓
	3614	片麻岩	花岗片麻岩	片麻岩	✓
埕北 302	4174	片麻岩	斜长片麻岩	片麻岩	✓
	4173.58	片麻岩	斜长片麻岩	片麻岩	✓
埕北 303	3720	花岗岩	花岗质角砾岩	花岗岩	✓
	3729.6		斜长片麻岩	片麻岩	✓
	3851	花岗岩	花岗质角砾岩	花岗岩	✓

5 结 论

利用 BP 神经网络进行岩性识别,具有较高准确度。对于取芯成本较高的油气藏,利用该技术进行岩性预测可以获取较高的经济效益,具有较好的推广价值。

参考文献

[1] 刘增良,等.模糊逻辑与神经网络[M].北京:航空航天大学出版社,1995.
[2] 张良杰,等.模糊神经网络技术的最新进展[J].信息与控制,1995 24(1).
[3] 刘金,等.多层神经网络学习算法的研究[J].哈尔滨工业大学学报,1994 24(6).
[4] 陆大卫主编.第十一届测井年论文集[M].北京:石油工业出版社,2000.

QUANTITATIVE SPOTTING ON OIL STORAGE OF FRACTURED-ROCKS IN HIDDEN MOUNTAIN

—Case Study on No. CB 30 Hidden Mountain of the Archean Group

ZHOU Ying-jie^{1 2}, ZHANG Jing-xuan², ZHANG Ji-chang³, WU Qiang¹

(1. Mineral University of China, Beijing, 100083, China;

2. Geological Institute of Shengli Oil-field Limited Company, Dongying, Shandong 257015, China;

3. Exploration and Exploitation Institute of Liaohe Oil-field Sub- Company, Liaohe, Liaoning 124101, China)

Abstract : It is very expensive to get cores from oil well. And considering the need for protecting oil strata, it's impossible to get a great quantity of cores. So, it is an important way to spot and estimate effectively the distribution of oil storage in hidden mountain by means of using little amount of cores to know the lithology of the sections not being sampled in the well. By means of neuro-web technique, the data about the lithology and rocks from the oil well of No. CB 30 hidden mountain of the Archean Group are Quantitatively Spotted. Over 90% of the results are identical in contrast to the results from core observations, thin section analysis, and imagery well measures. So, the paper settled a base for the study on quantitative spotting and calculating on oil storage of fractured-rocks in hidden mountain.

Key words : 神经网络技术; Oil Storage in Hidden Mountain; Lithology; Well measure; Quantitative spotting