

文章编号: 1671-8585(2006)06-0428-05

# BP 神经网络在致密砂岩储层测井识别中的应用

邹 玮<sup>1</sup>, 李 瑞<sup>1</sup>, 汪兴旺<sup>1,2</sup>

(1. 成都理工大学“油气藏地质与开发工程”国家重点实验室, 四川成都 610059; 2. 核工业井巷建设公司, 浙江湖州 313000)

**摘要:** 川西须家河组地层岩性复杂, 属于超致密低孔渗储层, 所以储层识别是该地层天然气勘探中所面临的关键问题和难点之一。针对常规储层识别准确率不高的状况, 提出利用 BP 神经网络进行储层含气含水或干层的识别。利用模糊聚类和产层测试结果标定建模样本, 采取随机抽样形成建模集与测试集, 建立 BP 神经网络模型对 23 口井的储层进行含气含水或干层预测, 正确率达 77.9% 以上, 明显地提高了该地区的测井解释精度, 是一种准确率较高的储层预测方法。

**关键词:** 致密砂岩; 储层识别; 神经网络; BP 算法; 测井解释

**中图分类号:** P631.4

**文献标识码:** A

川西坳陷须家河组烃源丰富, 砂岩发育, 储层互层之间排烃条件良好, 各种类型圈闭众多, 孝泉、新场、合兴场和丰谷地区非常有利于油气富集, 是川西最重要的天然气聚集带之一。由于川西地区经历了异常复杂的区域地质和构造演化, 油气藏受到反复改造和重组, 极无规律<sup>[1]</sup>, 因此, 储层识别是四川盆地天然气勘探中所面临的关键问题和难点之一<sup>[1]</sup>。李跃纲和杨跃明等人以邛西构造须家河组二段储层的测井和地震响应特征为基础, 建立储层地球物理模型, 开展了以须家河组二段为主的储层预测攻关研究, 进而预测储层有利区带, 获得了高产天然气流<sup>[2]</sup>。由于单纯使用常规的测井识别方法进行须家河组储层预测准确率不高, 所以, 希望通过 BP 神经网络预测算法对须家河组储层进行识别, 找到一种解决复杂岩性中致密砂岩储层识别的方法。

## 1 工区测井资料分析

须家河组须二段和须四段岩石成分以细中粒岩屑砂岩、岩屑石英砂岩和岩屑长石砂岩为主, 有少量长石砂岩、石英砂岩、钙屑砂岩等。储层以河流沼泽沉积环境中的辫状河道砂坝、曲流河道砂坝、河口砂坝和浅湖砂坝的砂体为主。深层须家河组地层发育一系列褶皱和断裂。构造形态为背斜, 是由 2 个鼻状构造在鼻根高部位复合而成。一个鼻状构造走向近东西、向西倾没, 另一个鼻状构造走向北东、向南西倾没, 主体构造在东部。储层物性较差, 渗透率一般小于  $0.1 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$ , 属于致密砂岩范畴。当储层裂缝发育时, 其渗透率可能呈

10 倍的数量级增加。

须家河组储层类型有孔隙型和裂缝型 2 种, 储层 GR 值较低, 在受到有机质影响的情况下, GR 值会有所增加。井径一般比较规则, 在遇到缝洞比较发育的时候, 井径会有明显的增加。中子和声波时差为中低值, 显示孔隙度较小, 电阻率较高, 深浅双侧向呈“正差异”。由于须家河组岩性复杂, 储层极为致密, 孔隙度小, 渗透率低, 含气砂体与非含气砂体和不同含气丰度砂体之间测井曲线特征差异较小, 且裂缝发育, 对储层识别造成了一定的困难。

## 2 BP 神经网络储层识别

BP 神经网络算法所采用的学习过程由正向传播处理和反向传播处理组成。在正向传播过程中, 输入模式从输入层经隐层逐层处理并传向输出层。如果输出层不是期望的输出则信号从输出层向输入层传播, 即反向传播<sup>[3]</sup>, 在反向传播过程中调整各层间连接权及各层神经元的偏置值, 误差逐渐减小。因此, 该算法的实质是求误差函数的最小值。它通过多个样本的反复训练, 权值沿误差函数的最速下降(负梯度)方向来改变, 最终收敛至最小点<sup>[4~7]</sup>。采用 BP 神经网络算法进行储层识别能够以自身特有的样本学习能力获得识别模式, 不仅克服了传统识别方法差别因素少和多解性等弱点, 而且智能化程度高, 识别参数及样本数原则上不

收稿日期: 2006-04-26; 改回日期: 2006-07-26。

第一作者简介: 邹玮(1980—), 男, 成都理工大学固体地球物理专业研究生, 主要从事地球物理信息挖掘方面的研究工作。

基金项目: 中国石化西南分公司 2005 年重大科研项目资助(0401)。

受任何限制,可以充分利用一切可用的参数,进一步提高了预测的精度。

BP 神经网络模型体系结构由 3 层组成。第一层为输入层,由与储层有关的声波、中子、密度和电阻率等神经元组成。第二层为隐层,其神经元与外界没有直接关系,但其状态的改变能影响输入与输出之间的关系。第三层为输出层,由气层、水层和干层 3 个神经元组成。

BP 神经网络算法识别流体的流程如图 1。利用 ISODATA 模糊聚类,并结合录井资料和测试结果标定建模样本,采用随机抽样形成建模集与测试集,建立 BP 神经网络模型对 23 口井的储层进行气水干层预测。

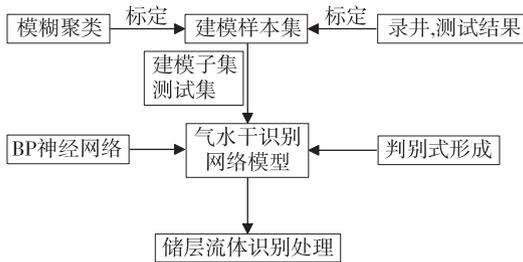


图 1 BP 网络识别流程

## 2.1 建模

建模样本的选取应有代表性且区分程度高,才能保证算法识别的高准确度。以须四段储层样本为例,从中选出 111 个样本,结合录井和测试结果,并利用 ISODATA 模糊聚类算法<sup>[8]</sup>对样本的气、水、干层的类别进行标定,得到最终的建模样本集。

利用 ISODATA 模糊聚类算法对该 111 个样

本进行分类,以声波,中子,密度及电阻率作为聚类因子,得到各类聚类中心如表 1。由于干层岩性最致密,所以干层的声波时差和中子值最低,但电阻率和密度值最大;中子和电阻率值是区分气层和水层的 2 个重要指标,由于天然气的影响,气层的中子值比水层的中子值小,而电阻率值比水层的要高(表 1)。

表 1 须四段储层模糊聚类中心

类别	声波/ ( $\mu\text{s} \cdot \text{ft}^{-1}$ )	中子, %	密度/ ( $\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$ )	电阻率/ ( $\Omega \cdot \text{m}$ )
气层	67.7	8.53	2.53	43.2
水层	75.9	12.56	2.40	29.2
干层	57.5	3.41	2.68	416.1

注: 1 ft=0.304 8 m

对比常规解释得到的气、水、干层识别结果,录井资料和测试结果,模糊聚类的结果比较准确。将标定好的储层样本结合常规测井曲线对储层测井响应特征进行分析。

气层的典型测井响应如图 2。从图中可以看出,自然伽马值低,平均约为 50 API;声波时差呈指状中高值,约为  $70 \mu\text{s}/\text{ft}$ ;中子孔隙度为中高值,在  $6\% \sim 10\%$ ;密度值较低,为  $2.45 \sim 2.55 \text{ g}/\text{cm}^3$ ;侧向电阻率正差异明显,深侧向电阻率值为  $30 \sim 80 \Omega \cdot \text{m}$ ,浅侧向电阻率值为  $20 \sim 70 \Omega \cdot \text{m}$ ,二者差异幅度较大。从曲线特征分析,气层响应特征为井径规则,自然电位呈负异常,自然伽马值低,声波时差高,中子值中高,密度低,电阻率低,深浅双测向呈正差异。

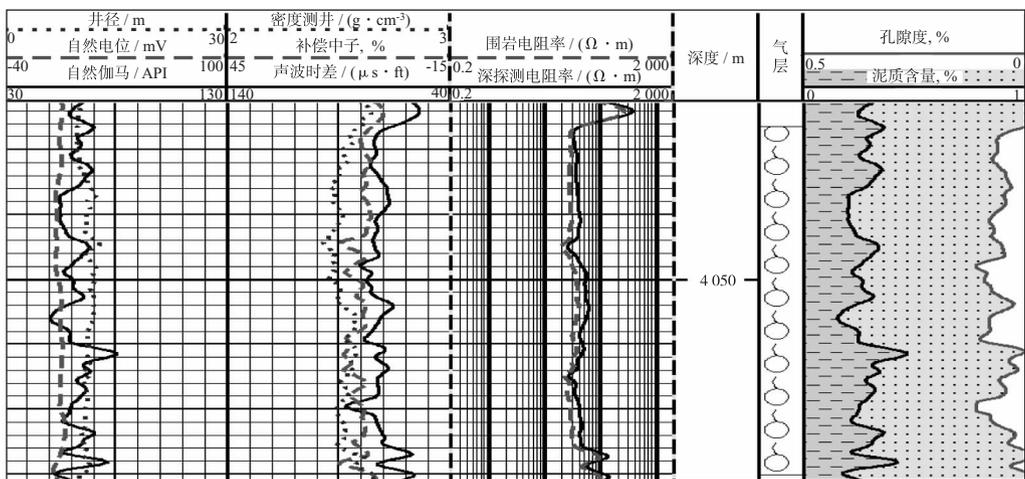


图 2 须四段 A 井气层测井响应特征(4 038~4 065 m)

从图 3 可知,典型水层测井响应特征为自然伽马低值,自然电位负异常,井径规则,声波时

差值较高,达  $70 \sim 75 \mu\text{s}/\text{ft}$ ,中子高值,在  $11\% \sim 15\%$ ,密度低值,为  $2.5 \text{ g}/\text{cm}^3$ ,电阻率

值较低, 在 15~30 Ω·m。从曲线分析得出, 水层响应特征为自然伽马低, 声波高, 中子高, 密

度低, 电阻率低, 且深浅双测向呈负差异, 曲线形态多为箱型或钟乳型。

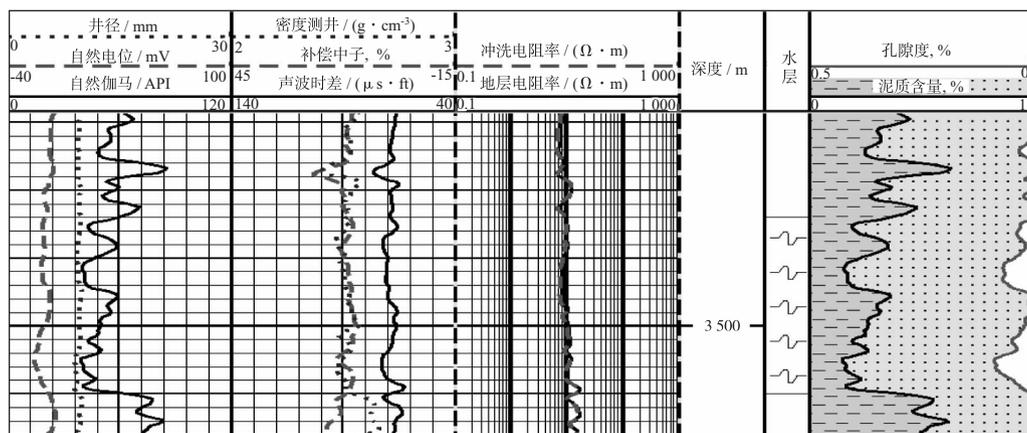


图 3 须四段 B 井水层测井响应特征(3 492~3 505 m)

从图 4 可知, 干层的典型测井响应为自然伽马值低, 声波时差值较低, 在 55~65 μs/ft, 中子为 0~3%, 密度值较高, 在 2.6~2.7 g/cm<sup>3</sup>, 电阻率

为高值, 大于 300 Ω·m。从曲线分析, 干层的测井响应特征为低自然伽马, 低声波, 低中子, 高密度, 高电阻率, 曲线形态多为钟型。

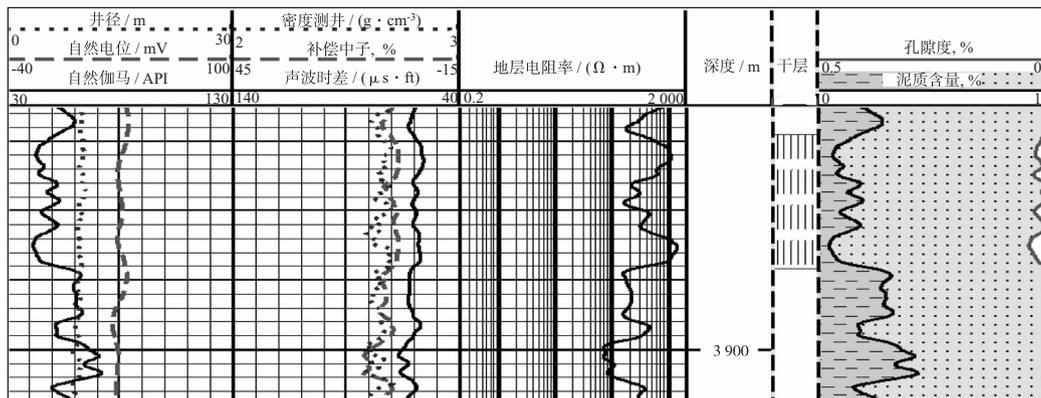


图 4 须四段 C 井干层测井响应特征(3 885~3 895 m)

### 2.2 BP 网络训练

对须四段解释的 111 个储层进行 BP 网络预测, 在输入变量进行标准差归一化的基础上(表 2), 对样本(包括有录井资料和测试结果的样本)采用随机抽样, 建模样本 70 个, 回判样本 41 个, 网络输入变量为声波, 中子, 密度, 电阻率; 输出变量为气层, 水层, 干层。输入层单元  $m_p = 4$  个, 中间层单元  $m_h = 10$  个; 输出层单元  $m_t = 1$  个。训练结果见表 2。

表 2 网络输入变量标准差归一化

	声波	中子	密度	电阻率
输入层平均值	68.135 0	9.125 1	2.512 6	79.470 0
输入层方差	6.823 7	3.513 2	0.114 1	152.904 6

41 个预测样本输出正确率为 89.5%(图 6)。

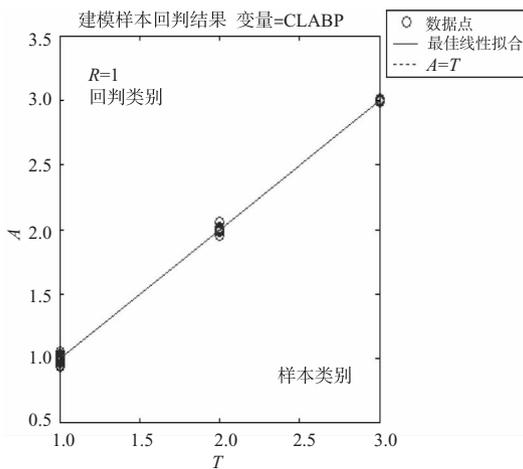


图 5 须四储层 BP 网络建模样本回判结果

图 7 中输出层 1 类表示气层, 2 类表示水层,

70 个建模样本的输出正确率为 100%(图 5),

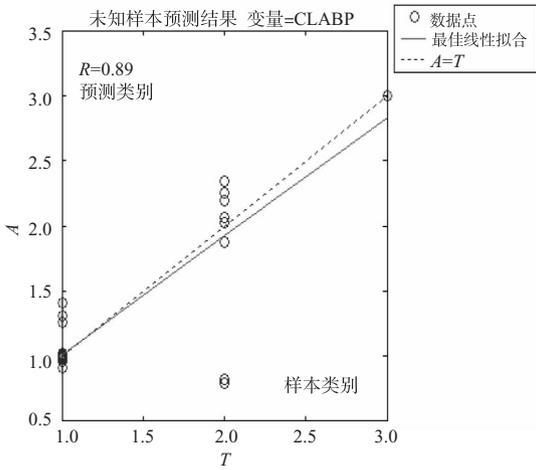


图 6 须四储层 BP 网络预测样本结果

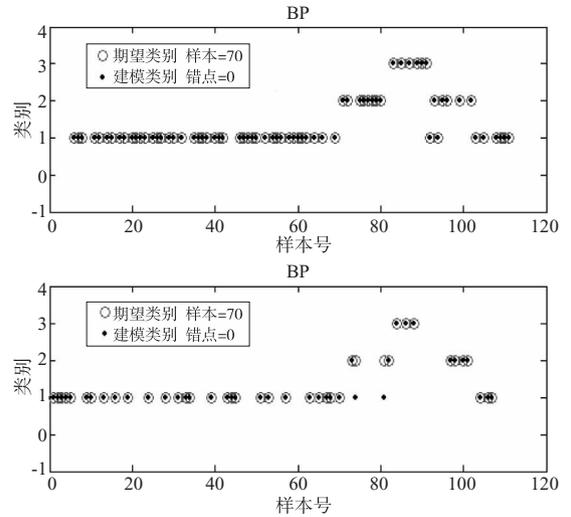


图 7 须四储层 BP 网络训练结果

3 类表示干层。对 111 个样本，70 个建模样本的输出错误率为 0，41 个预测的样本有 2 个判错，可以看出该 BP 网络模型预测的结果是令人满意的。

### 2.3 须家河组储层 BP 预测验证分析

应用该 BP 网络模型对须家河组 23 口井进行

储层识别，验证结果有测试结果的共 7 口井，预测气层 18 层，判错 4 层，正确率 78%；有油气显示及录井评价的共 6 口井，预测气层 59 层，判错 13 层，正确率 77%。对 10 口井进行储层预测，BP 预测产层 92 层。表 3 为须家河部分井段储层 BP 预测与测试结果对比。

表 3 须家河部分储层 BP 预测与测试结果对比

构造	井名	测井解释		油气显示及录井解释	测试结果		
		井段 / m	BP 预测 符合(√) 不符合(×)		井段 / m	结果	
丰谷	CF563	3 485.0~3 503.8	气层	√	井涌,气层 零星气泡,微含气层 气泡 25%,裂缝气层	4 434.4~4 744.8	产气:4.256×10 <sup>4</sup> m <sup>3</sup> /d
		3 513.0~3 514.4	气层	√			
		3 762.7~3 777.6	干层	√			
		4 205.6~4 206.6	气层	√			
		4 434.0~4 464.0	气层	√			
		4 477.0~4 515.0	气层	√			
孝泉	CX560	3 503.0~3 530.0	气层	√	气层 气泡 90%,气层 含气层 气层 气层	3 836.5~3 866.0	产气:1×10 <sup>5</sup> m <sup>3</sup> /d
		3 531.6~3 536.7	气层	√			
		3 541.0~3 550.0	气层	√			
	561	3 862.5~3 866.5	干层	×			
		3 903.0~3 905.2	气层	√			
		CX93	3 416.0~3 424.0	干层			
	CX565	3 546.0~3 567.0	气水同层	×			
		3 811.5~3 818.0	气层	√			
		3 952.5~3 972.3	气层	√			
合兴场	CH100	4 709.8~4 713.2	水层	√	4 673.5~4 712.4	4 713.0~4 744.0	产水:4.25×10 <sup>2</sup> m <sup>3</sup> /d 微含气 未获产能
		4 738.8~4 744.0	含气层	√			
	4 523.4~4 533.5	干层	√				
	4 544.8~4 551.6	干层	√				
	CH140	4 554.9~4 556.6	气层	×			
		4 615.7~4 618.8	干层	√			

续表 3

构造	井名	测井解释			测试结果	
		井段 / m	BP 预测	符合(√) 不符合(×)	油气显示及录井解释	井段 / m
新 场	X851 T <sub>3</sub> X <sub>2</sub>	4 743.0~4 756.0	干层	×		
		4 783.5~4 793.5	气层	√	4 747.0~4 818.0	未获产能
		4 824.0~4 826.5	气层	√		
		4 828.2~4 829.7	气层	√		
		4 830.3~4 829.1	气层	√	4 822.3~4 845.8	产气:3.8×10 <sup>5</sup> m <sup>3</sup> /d
		4 833.6~4 837.0	气层	√		
		4 837.2~4 846.0	气层	√		
L150	T <sub>3</sub> X <sub>4</sub>	3 402.6~3 411.9	气水同层	×	气层	
		3 492.0~3 505.0	气水同层	√	气水同层	

型只适应须家河组地层,如果要推广到其他区域,则需要重新建立模型。

### 3 结束语

川西坳陷须家河组致密储层识别,是该区域油气勘探首要解决的难点之一。常规测井解释方法在这里不能获得很好的地质效果,本文提出了利用 BP 神经网络进行储层识别。

BP 神经网络方法是以自身特有的样本学习能力获得识别模式。它具有自组织、自学习、自适应、容错及抗干扰能力,对输入测井参数在理论上是无限制的,可充分利用测井信息,不用选择解释参数,计算结果与解释人员经验无关,识别结果客观可靠;具有自动学习的特点,不需要事先建立任何理论模型,只需通过对提供样本的学习,自适应地建立测井响应与储层参数间的映射关系,克服了传统测井解释方法中的非线性数学建模困难<sup>[9]</sup>。

在川西坳陷须家河组 23 口井的实际处理中,利用模糊聚类方法和测试结果标定样本集,对所有样本采用随机挑样,建立 BP 神经网络模型,进行储层流体识别,准确率达到 77% 以上,大大提高了储层识别准确率,并针对川西致密砂岩储层提供了一种准确率较高的储层预测方法。该 BP 网络模

### 参 考 文 献

- 1 李瑞. 裂缝性碳酸盐岩测井储层参数研究及应用[M]. 成都:四川科学技术出版社,2003. 47~53
- 2 李跃纲,杨跃明. 邛崃西部地区须家河组二段气藏储层预测技术研究[J]. 四川地质学报,2004,24(1):16~21
- 3 Kohonen T. The self-organizing map[J]. Proceedings of the IEEE, 1990,78(9):7~18
- 4 席道瑛,张涛. BP 网络的改进及模拟退火神经网络在地质中应用[J]. 物探化探计算技术,1996,18(3):219~224
- 5 肖慈珣,姜建立,谭世君等. 神经网络技术用于测井解释的评述[J]. 测井技术,1999,23(5):389~392
- 6 李瑞,杨光惠,胡奇凯. 鄂尔多斯盆地碳酸盐岩储层测井产能预测研究[J]. 勘探地球物理进展,2003,26(2):109~113
- 7 张学庆,刘燕,肖慈珣等. 在测井中用一种组合进化神经网络识别油水层[J]. 石油物探,2001,40(4):119~124
- 8 杨斌,肖慈珣,王斌. 基于神经模糊系统的储层参数反演[J]. 石油与天然气地质,2000,21(2):173~176
- 9 李云省,李士伦. BP 网络快速识别油气层初探[J]. 天然气工业,1999,19(4):401