

文章编号:1673-5005(2006)04-0021-03

基于气测资料的储层含油气性识别方法

李汉林¹, 连承波¹, 马士坤¹, 刘明炎²

(1. 中国石油大学 地球资源与信息学院, 山东 东营 257061; 2. 胜利石油管理局, 山东 东营 257055)

摘要:基于气测资料构造适当的综合指标,分别利用模糊模式识别和误差反向传播(BP)神经网络两种方法对储层含油气性进行了分析。结果表明,气测资料与储层含油气性具有较强的相关性。模糊模式识别方法可以用来确定气测综合指标与储层含油气性之间的模糊关系,而且对待识别样品气测资料的随机性具有较强的适应性;神经网络法能够较准确地建立气测综合指标与储层含油气性之间的非线性关系,但在待识别样品气测资料具有随机性的情况下,识别结果具有随机性。利用模糊模式和BP神经网络方法对储层含油气性进行识别具有一定的可行性,能快速为储层含油气性分析提供一定的参考依据,并且前一种方法的识别效果优于后一种方法。

关键词:气测井; BP神经网络; 模糊模式识别; 含油气储层

中图分类号:P 631.818; TE 122.115

文献标识码:A

Identification method of oil-bearing reservoirs based on gas logging data

LI Han-lin¹, LIAN Cheng-bo¹, MA Shi-kun¹, LIU Ming-yan²

(1. Faculty of Geo-Resource and Information in China University of Petroleum, Dongying 257061, Shandong Province, China;
2. Shengli Petroleum Administration, Dongying 257055, Shandong Province, China)

Abstract: The methods of fuzzy model identification and error back-propagation(BP) artificial neural network(ANN) were used to analyze oil-bearing reservoirs based on gas logging information. The results show that there is a noticeable correlativity between gas logging data and oil-bearing reservoirs. The distinction of the principles results in the difference of the identifying results that the former is fuzzy and the latter is random. The fuzzy correlativity between gas logging data and oil-bearing reservoirs can be determined and the random property of gas logging data can be adjusted by fuzzy model. The method of error BP ANN can indicate the non-linear correlation between gas logging data and oil-bearing reservoirs accurately and be hard to adjust the random property of gas logging data. The methods used to identify oil-bearing reservoirs are feasible. The identifying results show that the former method is better than the latter method.

Key words: gas logging; back-propagation artificial neural network; fuzzy model identification; oil-bearing reservoir

储层含油气性是评价储层的重要指标,如何充分利用已有资料对其进行合理的解释是一个有待解决的重要问题。目前,储层含油气性评价方法有基于地球物理资料和气测资料两种方法。基于地球物理资料的方法可对大部分储层的含油气性做出较合理的解释^[1-2],但对低渗、低阻储层和薄层的含油气性识别效果较差;基于气测资料的主要方法为皮克斯勒比值法和三角图板法^[3-4],其优点是方便、快捷,但因此类方法只用单个点的资料识别储层的含油气性,而气测资料又受多种外在因素影响,具有较强的随机性和模糊性,由此增加了识别结果的不确

定性。模糊模式识别和误差反向传播(BP)神经网络方法在处理不确定性类型的问题上具有较强的优势,因此笔者根据气测资料,选取适当相关的参数,分别用这两种方法对储层含油气性进行识别,寻求合理评价储层含油气性的最佳方法。

1 方法与原理

1.1 模糊模式识别的基本原理

模糊模式识别所讨论的问题是已知论域 U 上的若干标准模式或一个标准模式库,有一个或一批待识别对象(样品),并要求确定待识别对象的归

收稿日期:2006-03-09

作者简介:李汉林(1947-),男(汉族),山东寿光人,教授,现从事石油数学地质、油气资源评价和计算机语言等方面的教学、科研工作。

属^[5]。确定待识别对象的归属,必须构造一种衡量待识别对象与模式之间模糊性程度的度量。在模糊模式识别中常用的模糊性度量有隶属度和贴近度。隶属度适用的模式是模糊集,待识别对象是单因素的情形,而贴近度适用的模式也是模糊集,而待识别对象却是模糊集或普通集^[6]。设 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是论域 U 上的模糊子集,构成一个标准模式库。每个模式 X_i 和待识别对象 Y_j 都由 m 个指标来描述。贴近度是 Y_j 与 X_i 的靠近程度,若把 Y_j 和 X_i 视为论域 U 上的点,那么,贴近度越大,则 Y_j 与 X_i 的距离就越近,即对象与标准模式的特性越相似,由此可据贴近度对 Y_j 归类。选择一种计算贴近度的方法,分别计算 Y_j 与 X_i 的贴近度,记为 $S_i (i = 1, 2, \dots, n)$,若 S_v 是 S_i 中的最大者,则认为 Y_j 与 X_v 同类。

1.2 BP 神经网络的基本原理

人工神经网络是模仿人脑神经冲动传导原理而建立的数学模型,是由许多相互联系的相似处理单元——神经元有机连接而构成的一个非线性复杂网络。根据神经元的连接方式,人工神经网络分为分层和相互联接型两大类。目前应用较广的是分层网络。根据实际输出和期望输出之差,对网络的各层连接权由后向前逐层进行误差校正的多层前馈网络,简称 BP 神经网络^[7]。该算法所采用的学习过程由正向传播(处理)和反向传播(处理)两部分组成^[8,9]。在正向传播过程中,输入模式从输入层经隐含层逐层处理并传向输出层,如果输出层不是期望的输出,则误差信号从输出层向输入层传播,即反向传

播。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,以便误差逐渐减小。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快下降(负梯度)方向来改变,最终收敛于最小点;最后将多个已知样本训练得到的各层连接权及各层神经元的偏置值等信息作为知识保存,以便对未训练样本值进行预测。

2 储层含油气性分析

2.1 模糊模式识别分析

2.1.1 标准模式库的建立

在试油证实的油层、油水同层、含油水层等各取若干个样品,每个样品都有相同的气测指标。各类气测指标的平均值构成论域 $U = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, X_i 是论域 U 上的模糊子集,一种气测指标就是 U 上的一个模糊变量。识别储层含油性模式库的一般形式如表 1 所示。表中, X_1 为油层; X_2 为油水同层; $\dots$; $\bar{x}_{ij}$ 为 X_i 的第 j 个模糊变量的平均值。

表 1 储层含油性模式库的形式

模糊子集	模糊变量(气测指标)			
X_1	$\bar{x}_{11}$	$\bar{x}_{12}$	$\dots$	$\bar{x}_{1m}$
X_2	$\bar{x}_{21}$	$\bar{x}_{22}$	$\dots$	$\bar{x}_{2m}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
X_n	$\bar{x}_{n1}$	$\bar{x}_{n2}$	$\dots$	$\bar{x}_{nm}$

在桩海地区试油证实的层位中,取油层样品 10 个、油水同层样品 7 个、含油水层样品 14 个、干层样品 12 个。由上述 43 个样品 7 个气测指标观测值建立的模式库见表 2。

表 2 储层含油气模式库

模型	$\bar{x}_1$	$\bar{x}_2$	$\bar{x}_3$	$\bar{x}_4$	$\bar{x}_5$	$\bar{x}_6$	$\bar{x}_7$
油层	0.0113	0.0129	0.0149	0.2009	3.1475	0.0520	0.1054
油水同层	0.0503	0.2314	0.1194	0.7651	1.0279	0.4361	2.7914
含油水层	0.0959	0.1050	0.2650	0.5913	1.0283	0.1716	0.0019
干层	0.0054	0.0271	0.0068	0.1018	4.2430	0.1322	0.0476

表 2 中, $\bar{x}_i$ 为气测指标 $x_i (i = 1, 2, \dots, 7)$ 的平均值,是用逐步判别分析方法从数项气测综合指标中筛选出的识别能力强的综合指标,其定义为

$$\begin{aligned} x_1 &= c_3/s_1, x_2 = c_5/s_1, x_3 = ic_4/c_1, \\ x_4 &= ic_4/c_3, x_5 = c_1/s_2, x_6 = c_5/s_2, \\ x_7 &= [58(ic_4 + nc_4) + 72c_5]/(44c_1), \\ s_1 &= c_1 + c_2 + c_3 + ic_4 + nc_4 + c_5, \\ s_2 &= c_2 + c_3 + ic_4 + nc_4 + c_5. \end{aligned}$$

2.1.2 待识别储层的识别

计算待识别储层 $Y_j (y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{j7})$ 与 $X_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 的贴近度,记为 $S_i (i = 1, 2, 3, 4)$,若 S_v 是 S_i 中最大者,则认为待识别储层的含油性与 X_v 相同。为了检验方法的有效性,对建立标准模式的 43 个样品的含油气性进行重新识别,识别正确率大于 90%,识别错误多发生在油水同层与含油水层之间。桩海地区 11 个待识别储层样品的识别结果见表 3。

表 3 桩海地区储层含油气性识别与试油结果

井名	深度 H/m	模糊模式 识别结果	神经网络 识别结果	试油结果
zh101c	3427	油层	油层	油层
zh101c	3432	油层	干层	油层
潜山	4069	油层	油层	油层
潜山	3984	油水同层	干层	油水同层
潜山	3952	油水同层	油水同层	油水同层
zh104	3217	干层	含油水层	含油水层
zh10	4650	含油水层	含油水层	含油水层
zh10	4660	含油水层	含油水层	含油水层
cb307	3810	干层	干层	干层
zh104	3887	干层	含油水层	干层
潜山	3818	干层	干层	含油水层

2.2 BP 神经网络识别分析

2.2.1 网络模型的建立

建立适当的网络模型是准确识别储层含油气性的关键。根据 BP 神经网络的基本模型和算法,建立 BP 神经网络模型(图 1)。该模型由输入层、隐含层和输出层组成。输入层由 7 个神经元(上述 7 个气测指标)组成;隐含层神经元的个数为输入层神经元个数的两倍加 1,即由 15 个神经元组成,隐含层神经元称为隐含单元,它们与外界没有直接的关系,但其状态的改变能影响输入、输出之间的关系;输出层由储层含油气性 1 个神经元组成。

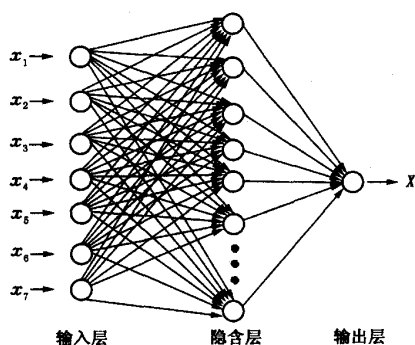


图 1 BP 神经网络结构图

2.2.2 网络模型的训练及预测

设 BP 神经网络全局误差最小值的控制常数为 0.01,输出层和隐含层的网络学习率均为 0.6,对已知的 43 个样品进行学习。为了验证模型预测的有效性,利用建立好的 BP 网络模型对学习样品重新识别,识别正确率达 100%。对待识别样品进行含油气性分析,其结果见表 3。

2.3 识别效果对比分析

由表 3 可以看出,用相同的气测资料,两种方法

的识别效果存在较大的差别。对建立模型的已知样品来说,神经网络的识别效果明显优于模糊模式的识别;对待识别的样品来说,模糊模式识别的识别正确率高于神经网络识别的正确率,且前者的识别错误是发生在相邻类型之间,而后的识别错误具有随机性。两种识别方法的原理不同:模糊模式识别是通过对已知样品的属性指标与类型分析,建立指标与类型的模糊关系;神经网络识别是通过对已知样品分析,建立指标与类型的准确关系。由于储层含油气性具有很强的模糊性,气测指标数据具有一定随机性,这是导致识别结果差异的主要原因。

3 结 论

(1)气测资料与储层含油气性具有较强的相关性,基于气测资料构造适当的气测参数综合指标,利用模糊模式识别和神经网络的方法,可以对储层含油气性进行识别分析。

(2)神经网络方法能够较准确建立气测综合指标与储层含油气性之间的非线性关系,但在待识别样品气测资料具有随机性的情况下,识别结果具有随机性;模糊模式识别方法可以确定气测综合指标与储层含油气性之间的模糊关系,而且对待识别样品气测资料的随机性具有较强的适应性,其识别效果明显优于神经网络方法的识别效果,且识别错误常发生在含油气性相近的类型之间。

(3)利用模糊模式识别和神经网络方法可以快速地为储层含油气性分析提供一定的参考依据,结合测井、地质等其他资料进行综合解释,可以提高解释的准确性。

参考文献:

- [1] 杨锦林,吕长艳,胡宗全. 测井解释储集层孔隙结构与含油气性[J]. 天然气工业,1998,18(5):36-39.
YANG Jin-lin, GE Chang-yan, HU Zong-quan. Log interpreted reservoir pore structure and hydrocarbon potential[J]. Natural Gas Industry, 1998,18(5):36-39.
- [2] 李宗杰,王胜泉. 地震属性参数在塔河油田储层含油气性预测中的应用[J]. 石油物探,2004,43(5):453-457.
LI Zong-jie, WANG Sheng-quan. Application of seismic attributes in the prediction of oil & gas potential in Tahe oil field[J]. Geophysical Prospecting Petroleum, 2004,43(5):453-457.

(下转第 29 页)

和求解,导致较大的子波估计误差。因此,将该方法与拟合优化法结合可能会取得更好的子波估计效果。

参考文献:

- [1] LAZEAR G D. Mixed-phase wavelet estimation using fourth-order cumulants[J]. *Geophysics*, 1993, 58(7): 1042-1051.
- [2] VELIS D R, ULRYCH T J. Simulated annealing wavelet estimation via fourth-order cumulant matching[J]. *Geophysics*, 1996, 61(6): 1939-1948.
- [3] 尹成,周翼,谢桂生,等. 基于综合的混沌优化算法估计地震子波[J]. *物探化探计算技术*, 2001, 23(2): 97-100.
YIN Cheng, ZHOU Yi, XIE Gui-sheng, et al. Seismic wavelet estimation using hybrid chaos optimization algorithm[J]. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 2001, 23(2): 97-100.
- [4] DAI Yong-shou, ZHENG De-ling, LI Yuan-yuan, et al. Immune algorithm seismic wavelet estimation using fourth-order cumulant[C]//QI Ji-ming. *Proceedings of the Seventh International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI2005)*. Beijing: International Academic Publishers/World Publishing Corporation, 2005: 241-244.
- [5] 石殿祥,李岩. 基于高阶累积量的非最小相位地震子波提取[J]. *石油地球物理勘探*, 1999, 34(5): 491-499.
SHI Dian-xiang, LI Yan. Non-minimum phase wavelet obtainment based on high-order accumulated amount[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 1999, 34(5): 491-499.
- [6] ZHANG Xian-da, ZHENG Yuan-sheng. FIR system identification using higher-order cumulants alone[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42: 2854-2858.
- [7] TUGNAIT J K. Fitting non-causal autoregressive signal plus noise model to noisy non-Gaussian linear processes[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1987, 32(6): 547-552.
- [8] GIANNAKIS G B, SWAMI A. On estimating non-causal non-minimum phase ARMA models of non-Gaussian process[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, 38(3): 478-495.
- [9] 陈滨宁,张贤达. 高斯 ARMA 噪声中非因果非最小相位系统的辨识[J]. *电子学报*, 1996, 24(4): 24-28.
CHEN Bin-ning, ZHANG Xian-da. Identification of a non-causal non-minimum phase system in a Gaussian AR-MA noise[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1996, 24(4): 24-28.
- [10] 梁光河. 地震子波提取方法研究[J]. *石油物探*, 1998, 37(1): 31-39.
LIANG Guang-he. On the method of seismic wavelet extraction[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 1998, 37(1): 31-39.
- [11] ZHANG Xian-da, ZHENG Yuan-sheng. Singular value decomposition-based MA order determination of non-Gaussian ARMA models[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41: 2657-2664.
- [12] CADZOW J A. Spectral estimation: an overdetermined rational model equation approach[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1982, 70(9): 907-939.

(编辑 修荣荣)

(上接第23页)

- [3] 张国喜,徐茂林,卫扬安,等. 气测解释方法在准噶尔盆地的应用[J]. *新疆石油地质*, 1996, 17(2): 145-149.
ZHANG Guo-xi, XU Mao-lin, WEI Yang-an, et al. Application of gas logging interpretation in Junggar Basin[J]. *Xinjiang Petroleum Geology*, 1996, 17(2): 145-149.
- [4] 何宏,童锡骏,安源. 对气测录井烃组分三角形图解法的研究[J]. *天津理工学院学报*, 2004, 20(2): 30-33.
HE Hong, TONG Xi-jun, AN Yuan. Research on triangle illustration to gas logging hydrocarbon component[J]. *Journal of Tianjin Institute of Technology*, 2004, 20(2): 30-33.
- [5] 谢季坚,刘承平. 模糊数学方法及其应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2000: 124-168.
- [6] 张俊福,邓本让,朱玉仙,等. 应用模糊数学[M]. 北京: 地质出版社, 1988: 251-269.
- [7] 缪小平,曾福添,刘奎. 基于神经网络的温度预测[J]. *工业安全与环保*, 2002, 28(2): 1-2.
MIAO Xiao-ping, ZENG Fu-tian, LIU Kui. Temperature prediction based on neural networks[J]. *Industrial Safety and Environmental Protection*, 2002, 28(2): 1-2.
- [8] 庄镇泉,王熙法,王东生,等. 神经网络与神经计算机[M]. 北京: 科学出版社, 1991: 216-234.
- [9] 靳蕃,范俊波,谭永东. 神经网络与神经计算机原理及应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1993: 146-157.

(编辑 刘艳荣)