

神经网络专家系统在预测石油可采储量上的应用

——以胜利樊家油区为例

彭敦陆 徐士进 王汝成 郭延军
(南京大学地球科学系, 江苏南京 210093)

影响石油可采储量的因素是多种多样的, 很难用一简单的表达式来描述两者之间的关系。神经网络专家系统为解决这一问题提供了新途径。具体过程为(1)选取储层参数(累积厚度、温度、有效孔隙度、有效渗透率、压力)和原油参数(含油饱和度、地下原油粘度和密度)等8个参数作为特征参数;(2)将参数进行标准化和归一化处理;(3)以樊家油田8个已知采油区作为学习样本对网络进行训练;(4)运用已训练好的神经网络专家系统对未知油区进行预测。预测结果与实际情况吻合很好, 误差都在允许范围之内。

关键词 神经网络 专家系统 可采储量 B-P 算法 特征参数
第一作者简介 彭敦陆 男 24岁 硕士 数学地质

在构造条件大致相似的情况下, 影响石油可采储量的众多因素中, 储层参数和原油参数是最为重要的。由于储层参数和原油参数的多样性, 难以用一简单的表达式将它们与可采储量的关系表示出来。目前, 解决这一问题主要采用统计或模糊方法, 但这些方法不易准确确定参数的隶属度和权重分配。

神经网络专家系统为解决这一问题提供了新途径^[1]。本文运用神经网络专家系统, 以已知油区的5个储层物理参数、3个原油物理参数及可采储量为学习样本, 经过神经网络学习, 自动生成知识库。输入预测区的储层参数及原油参数之后, 推理机根据已生成的知识库, 可以得出与实际相符的可采储量。

1 神经网络专家系统

1.1 基本结构

神经网络专家系统有别于常规的专家系统, 它是一种将神经网络技术与专家系统相结合的网络系统(图1)^[1]。

在神经网络专家系统中, 神经网络模块是系统的核心^[2]。它是由大量的基本单元——神经元, 按照某种特定方式相互连接而成的具有自适应性的动态系统。本文将采用MP神经元模型(图2)。

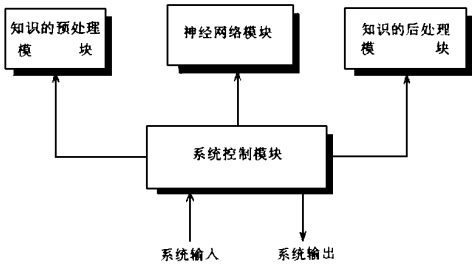


图1 神经网络专家系统的一般功能与结构

Fig. 1 The normal structures and functions of the neural expert system

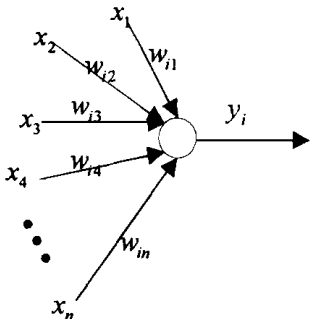


图2 神经元模型结构示意图

Fig. 2 Sketch map Showing the structure of the neural unit model

第*i*神经元的输出 y_i 与它的输入($x_1, x_2, \dots, x_N$)具有如下的关系

$$y_i = f \left(\sum_{j=1}^N (x_j w_{ij} - \theta_j) \right)$$

其中 w_{ij} 为权系数; θ_j 为阈值; f 为神经元功能函数, $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。

1.2 实现方法

神经网络专家系统的运行通常分为两个阶段。前一个阶段系统依据专家经验与实例(即学习样本),调整网络中的连接权,使之适应系统期望的输入输出要求,这一阶段又称学习阶段。后一阶段称为运用阶段,它是系统在外界激发下,实现已记忆信息转换操作或联想(即输入输出模式的转换)。这一阶段实际上是一般专家系统所完成的功能。神经网络专家系统的大多数功能(如神经元学习、知识库、推理机等)是在神经网络模块中进行的,故选择何种网络会直接影响整个系统的精度与速度。

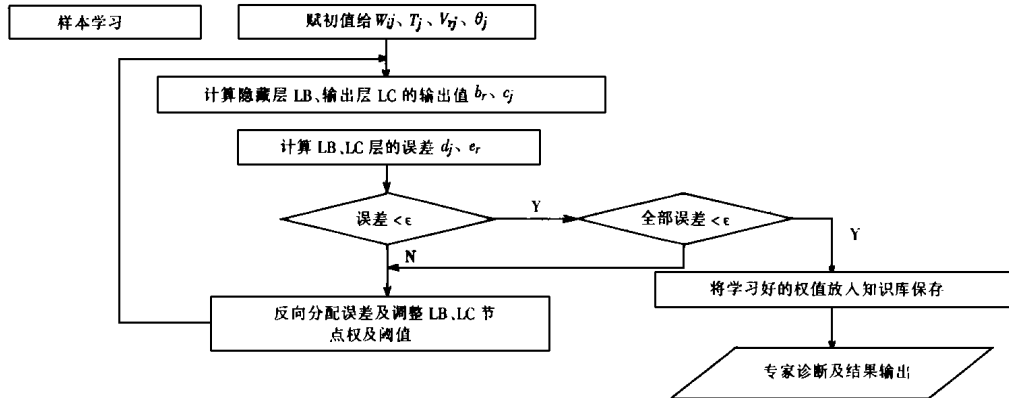


图 3 B-P 网络算法框图

Fig. 3 Block diagram of the B-P network algorithm

1.2.2 推理机与知识库

推理机的主要功能是协调控制整个系统,决定如何选用知识库中的有关知识,对用户提供的证据进行推理,最终对用户提出的特定问题做出回答。在神经网络专家系统中,推理机是基于神经元的信息处理过程,它是通过 B-P 算法实现的。

神经元 i 的输入

$$I_i = \sum W_{ik} D_k$$

式中 W_{ik} 为神经元 i 和下层神经元 k 之间的连接权值; D_k 为下层 k 单元的输出。

神经元 i 的输出

$$D_i = f(I_i - \theta_j)$$

式中 θ_j 为阈值; f 为神经元作用函数。

知识库是专家系统的核心之一,其主要功能是存贮和管理系统中的知识。它是由 B-P 网络通过对样本集的学习(图 3)而得的各神经元之间的连接权值。B-P 网络推理的第一层(即输入-隐节点)为矩阵 $(W_{ij})_{n \times m}$, 其中 m 为输入节点个数, n 为输出节点个数; 第二层(隐节点-输出)为矩阵 $(V_{ij})_{n \times m}$ 。

本文综合各种因素,采用 B-P 网络。

1.2.1 B-P 网络及 B-P 算法

B-P 网络主要是利用已知的学习样本集,用误差反向传播算法进行训练并建成网络,其学习过程分为正向学习和反向传播两个过程。在正向学习过程中,输入信息从输入层经隐蔽单元层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将误差信号沿用原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,使误差信号最小(图 3)^[3]。

1.2.3 解释接口

在处理实际问题时,输入的数据既有数值型的,又有概念型的。而在神经网络中,处理的数据是在 $(-\infty, +\infty)$ 之间的数值。因此在神经元对概念型数据进行处理之前,必须对数据类型进行转换。神经元输出的数值在 $(-1, 1)$ 之间,为便于阅读,我们往往必须将数据由数值型向概念型进行逆转换。这些功能都是在解释接口模块中完成的。

2 应用实例及效果

樊家油区位于东营凹陷博兴洼陷西北部,属于理庄-樊家鼻状构造北端,其范围西起高 7 小区,东至樊 7 小区,南起樊 32 小区,北至樊 16 小区,勘探面积约为 120 km²。

2.1 训练样本集的选取

应用神经网络专家系统预测可采储量,虽然不需要给出具体的物理学和数学模型,但网络训练样本集的选取对网络的解释效果起决定性作用,因此,选取的样本应具有代表性和有效性。代表性要求选取的样本分析值的范围与该区块的物性参数

范围相一致。如本文研究区域的地层温度大约为 105~ 128 ℃, 所以选取的地层温度也应该在这一数值区间内。本文选取的 5 个储集层参数(储层累积厚度、温度、有效孔隙度、有效渗透率、地层压力), 3 个原油参数(含油饱和度、地下原油粘度及地下原油密度) 及已知油区的可采储量, 都基本满足这一条件(表 1)。有效性要求样本的个数是网络连接权的 3~ 5 倍, 使之符合一般统计建模的要求^[4]。

表 1 胜利油田樊 29 区储层、原油参数数据表

Table 1 Data of oil and reservoir parameters of Fan 29 district in Shengli Oilfield

区号	储层参数					原油参数			可采储量/ 10 ⁴ t
	储集层累计有效厚度/m	温度/ ℃	有效孔隙度/ %	有效渗透率/ 10 ⁻³ μm ²	地层压力/ mPa	含油饱和度/ %	地下原油粘度/ M Pa·s	地下原油密度/ g·cm ⁻³	
2	11. 43	111	17. 00	24. 39	28. 36	62	2. 87	0. 746 7	214. 0
3	6. 00	108	16. 62	66. 81	28. 06	62	2. 67	0. 740 9	186. 5
6	12. 20	117	16. 70	91. 62	28. 69	57	2. 65	0. 766 4	321. 6
7	9. 00	113	17. 32	65. 33	34. 85	58	1. 85	0. 716 3	118. 5
9	17. 50	124	15. 33	56. 52	31. 04	58	2. 36	0. 745 5	213. 2
10	6. 00	127	16. 98	91. 55	31. 10	56	2. 48	0. 754 2	128. 8
11	6. 80	128	14. 25	63. 36	34. 44	58	1. 97	0. 732 5	119. 4
13	11. 41	117	16. 65	52. 32	27. 94	62	2. 33	0. 715 6	216. 7
14	5. 80	125	17. 89	47. 21	28. 82	62	2. 47	0. 756 3	514. 5
12	15. 00	119	19. 98	68. 98	34. 89	62	2. 23	0. 714 8	233. 2
22	9. 10	116	10. 66	87. 77	29. 99	58	1. 77	0. 723 6	242. 4
29	9. 70	124	11. 95	67. 32	28. 86	64	2. 58	0. 736 6	214. 8

表中区号 22, 29 表示的是预测区, 其余为学习样本。

2 2 参数的标准化、归一化

每个油区的资料, 难以保证是用同一类仪器、相同刻度标准化及统一操作方式测得的, 故各个单井数据必然存在以刻度因素为主的误差。对数据进行标

准化, 可将这些非地质因素校正到一个水平。本文采用均值- 方差法进行标准化。归一化处理则是把数据都统一到 0~ 1 之间, 以便网络的训练和计算。本文数据标准化和归一化处理后的结果见表 2。

表 2 经过标准化、归一化处理后的储层、原油参数数据表

Table 2 Normalized and standardized data of oil and reservoir parameters

区号	储层参数					原油参数			可采储量
	储集层累计有效厚度	温度	有效孔隙度	有效渗透率	地层压力	含油饱和度	地下原油粘度	地下原油密度	
2	0. 481	0. 150	0. 680	0. 000	0. 060	0. 750	1. 000	0. 618	0. 241
3	0. 017	0. 000	0. 639	0. 631	0. 017	0. 750	0. 818	0. 505	0. 171
6	0. 547	0. 450	0. 648	1. 000	0. 108	0. 125	0. 800	1. 000	0. 513
7	0. 273	0. 250	0. 715	0. 609	0. 994	0. 250	0. 072	0. 029	0. 000
9	1. 000	0. 800	0. 501	0. 478	0. 446	0. 250	0. 536	0. 595	0. 239
10	0. 017	0. 950	0. 678	0. 998	0. 454	0. 000	0. 645	0. 764	0. 026
11	0. 085	1. 000	0. 385	0. 579	0. 935	0. 250	0. 181	0. 343	0. 002
13	0. 479	0. 450	0. 642	0. 415	0. 000	0. 750	0. 509	0. 015	0. 247
14	0. 000	0. 850	0. 775	0. 339	0. 126	0. 750	0. 636	0. 804	1. 000
12	0. 786	0. 550	1. 000	0. 663	1. 000	0. 750	0. 418	0. 000	0. 289
22	0. 282	0. 400	0. 000	0. 942	0. 295	0. 250	0. 000	0. 170	0. 312
29	0. 333	0. 800	0. 138	0. 638	0. 132	1. 000	0. 736	0. 422	0. 243

2 3 神经网络的作用过程

将作为学习样本的 10 个已知小区的可采储量作为学习样本的输出节点值, 将 5 个储层物理参数及 3 个原油参数作为学习样本的输入节点值。代入 B-P 网络学习模型, 根据图 3 所示的算法, 可自动生成适合该样本群的知识库及可采储量与其它 8

个特征参数的非线性计算关系。将测预井的储集层参数及原油参数的标准值, 代入推理机, 由知识库求出 2 口预测井的可采储量, 22 小区为 242. 4 × 10⁴ t, 29 小区为 214. 8 × 10⁴ t。它们的实际勘探可采储量分别为 233. 8 × 10⁴ t 及 208. 7 × 10⁴ t。与预测结果相比较误差仅为 3. 7 % 及 2. 9 %, 都在误差

允许范围内,效果较好。

3 结束语

(1)运用神经网络专家系统能够很好地避免了一般统计方法和模糊评判的隶属度和权重分配不易正确确定的问题,从而大幅度地提高了预测精确度和可靠性。

(2)因为神经网络专家系统是根据学习样本,经过训练建立知识库。因此,只要测得预测目标的特征参数后,输入系统,很快就能得出预测结果,有效地提高了工作效率。

感谢胜利石油管理局的同志在完成本论文时,提供了宝贵的原始资料。

参 考 文 献

1 刘有才,刘增良.模糊专家系统原理与设计.北京:北京航空航天大学出版社,1995.246~258
2 刘瑞林,马在田.神经网络在油气评价和预测方面的研究现状.地球物理学进展,1995.10(2):75~84
3 张广杰,刘明新,武若霞.神经网络在油田动态预测方面的应用.石油学报,1997,18(4):70~75
4 陈燕庆,鹿浩.神经网络理论及其在控制工程中的应用.西安:西北工业大学出版社,1991.176~231

APPLICATION OF NEURAL NETWORK EXPERT SYSTEM TO
PREDICTING THE PRODUCIBLE OIL RESERVES
—— An example of Fanjia Oil district in Shengli Oilfields

Peng Dunlu Xu Shijin
Wang Rucheng Guo Yanjun
(Department of Earth Sciences, Nanjing University, Nanjing)

Abstract

There are various kinds of factors that effect producible oil reserves. It is difficult to describe the relationship between the producible oil reserves and the effecting factors by an expression simply. Neural network expert system provides a new approach to solve the problem. Particular process is like that: 1. select five reservoir parameters (cumulative thickness, temperature, effective porosity and permeability, pressure) and three crude oil parameters (saturation, viscosity and density) as characteristic parameters; 2. the parameters should be standardized and normalized; 3. take 8 known oil recovery areas in Fanjia sub-oil field as learning samples to train the network system; 4. use the trained system to predict the producible oil reserves of unkown oil areas. The prediction results fitted well with actual circumstances and the errors are exceptable.

Key words: neural network expert system producible reserves B-P algorism characterist ic parameter

(上接第 124 页)

THE DISCOVERY OF TAHE OILFIELD AND ITS
GEOLOGIC IMPLICATION

Zhang Kang
(Petroleum Institute, CNSPC, Beijing)

Abstract

Tahe Oilfields is composed of different ages of reservoirs such as Triassic, Carboniferous and Ordovician reservoirs. The main part is the network consisting of karst cracks and holes in Ordovician limestone reservoir. Its controlling factors are karst holes, cracks and pores which formed quite different in size, time and extending direction and connected into nets in very complicated ways. The reservoirs vary in reserve, productoin capacity and oil quality due to the different levels of net developing and history of reservoir forming.

Key words: Tarim Tahe Oilfield carbonate rock karst oil-gas pool.