

神经网络模式识别沉积微相

冉启全¹ 李士伦² 顾小芸¹

¹ (中国科学院力学所七室, 北京 100080)

² (西南石油学院, 南充 637001)

提 要 本文介绍用于沉积微相智能识别的神经网络模式识别方法。该方法利用关键井研究建立的测井相与地质相的对应关系作为识别模式, 通过向识别模式学习获得模式识别智能知识, 从而利用这些智能知识识别未知井、未知点的微相类型。本文方法成功地应用于中原油田文留地区沙四段海相的识别与划分。

关键词 沉积微相 测井相 模式识别 智能知识 神经网络

第一作者简介 冉启全 男 29岁 博士 石油地质学

引 言

正确识别与划分沉积微相及其在平面上的分布, 对于开发井网、井距的选择, 注采井的布设与配置; 分析各微相内及微相间的注采生产特点, 寻找提高最终采收率的措施等均具有重要的指导作用。

传统的沉积相分析是以地面露头和井下岩芯资料为基础, 从骨架沉积岩体展布的几何形态、岩性组合、沉积构造、古水流状况和古生物标志等来确定沉积相; 而现代油藏描述则是通过测井相分析来标定沉积相, 即通过关键井研究, 建立测井相与地质相的对应关系, 通过数学手段建立沉积微相识别模式, 对未知井、未知点的微相类型进行识别。

通常的模式识别方法^(1,2)是基于识别规则的识别方法。基于识别规则的识别方法虽然已成功地用于许多领域, 但它首先需要建立识别规则, 这被看成是发展这种识别方法最困难的工作。因为大多数模式变换的内在规律是隐式的, 难以用显示的方式公式化。当把这些模式变换的内在规律转化为识别规则时, 人们可能已经失去了某些关键信息, 并带有一定的人为主观因素, 致使识别结果误差较大; 同时, 建立识别规则的工作繁琐, 工作量大。于是本文运用一种新型的智能模式识别方法——神经网络模式识别方法来进行沉积微相的识别。神经网络模式识别方法是基于学习样本的识别方法⁽³⁾, 即它利用自身长于样本式学习的能力, 不需要将模式变换的内在规律转化为显示规则, 仅只需要对样本作简单重复的学习训练, 从而获得智能化的识别知识, 对沉积微相进行识别。因此, 有必要介绍这方面的应用研究。

本文以中原油田文留地区沙四段沉积微相的识别与划分为例, 来说明神经网络模式识别方法智能化识别沉积微相的具体实现过程及其实用效果。

1 沉积微相识别模式的建立

中原油田文留地区沙四段在研究区内有 14 口井, 而文 109 井是资料最齐全的关键井,

因此我们以文 109 井为标准井,建立沉积微相的识别模式。

1.1 地质相研究

地质相研究就是标准井沉积微相的研究与划分。根据岩性、沉积构造、沉积物粒度特征、沉积序列以及测井资料的综合分析,在文 109 井沙四段地层中划分出的沉积微相类型及主要特征见表 1。

表 1 文 109 井沙四段沉积微相类型及主要特征表

Table 1 Types of microfaces in the SIV interval in the Wen-109 well and their main features

| 井深 (m) | 砂层组 | 沉积体 | 相 | 亚相 | 厚度 (m) | 主要岩性 | 代表性沉积构造 | |
|--------|-------|-------|-------|-------|--------|-------------------|-----------------------------------|----------------------------------|
| 2750— | 1 | 湖 | 湖底 | 咸化深湖 | 12.2 | 浅灰色泥岩、白云质泥岩夹薄层白云岩 | 水平纹理,互层层理,韵律层理 | |
| | 46m | | | 远端扇 | 47.2 | 暗色泥页岩夹浅灰色粉砂岩 | 水平纹理,递变层理 | |
| 2800— | 2 | | 中 | 湖底 | 浅水浊积 | 71.6 | 浅灰色粉砂岩、泥质粉砂岩和泥岩的不等厚互层 | 递变层理,平行层理,浪成波痕层理,波痕层理,水平纹理,底面印痕 |
| | 58.4m | | | | 扇 | 滑塌浊积 | 23.25 | 以灰黄色含泥砾粉砂岩和粉砂岩为主,夹浅灰色泥岩 |
| 2850— | 3 | | 32.6m | 4 | | | | |
| 2900— | 5 | | 泊 | 滨湖 | 砂质湖滩 | 33.75 | 灰黄色粉、细砂岩夹浅灰色泥岩薄层 | 浪成波痕及其层理,平行层理,冲刷面 |
| 2950— | 69m | 季节性河流 | | | 砂坝 | 78.5 | 紫红色、灰黄色粉砂岩为主夹泥质粉砂岩、泥质粉砂岩、泥岩的不等厚互层 | 中、小型槽状交错层理涉波痕,平行层理,块状层理,冲刷面,冲淤构造 |
| | | | | 3000— | 59m | 洪漫 | 49.5 | 紫红、浅棕、灰黄色粉砂岩泥质粉砂岩,粉砂质泥岩,泥岩的不等厚互层 |

1.2 测井相研究

岩性是井下沉积微相分析的主要标志之一,由于各种测井信息能反映不同的岩性特征,

用多种测井信息组合来分析沉积相会得到较满意的地质效果,这就是测井相分析。测井相是表征沉积微相并与其它沉积微相不同的测井响应特征集,故地质家们就利用测井相识别储层沉积微相。

测井相的应用必须建立在岩芯划相的基础上,即在应用岩芯资料确定了储层沉积微相的背景下,才可运用测井相。因此,我们在文109井沙四段储层划分出的沉积微相基础上,研究每个沉积微相相应层段的测井相特征。通过对比分析,在众多的测井曲线中,自然伽玛测井是对识别沙四段储层沉积微相最有效、贡献最大的测井信息。因此,我们主要利用自然伽玛测井的特征信息来识别沙四段储层的沉积微相。自然伽玛测井特征信息的提取过程为:

(1) 自然伽玛测井曲线的标定

由于目前我国大多数老井的自然伽玛测井曲线没有标准化,有些新井虽然经标准化,但不严格。因此,在采集自然伽玛测井值时,首先要对自然伽玛测井曲线进行标定。目前一般采用相对标准化刻度:

$$\Delta GR = (GR - GR_{min}) / (GR_{max} - GR_{min})$$

为便于使用,上式可变为如下形式:

$$\Delta GR = [(GR - GR_{min}) / (GR_{max} - GR_{min})] \times 10$$

式中: ΔGR 为相对标准化后的自然伽玛值; GR 为读取的自然伽玛值; GR_{min} 为纯砂岩最低自然伽玛值; GR_{max} 为纯泥岩最高自然伽玛值。

(2) 将 ΔGR 值域(0—10)划分为十个区间,统计每个区间 ΔGR 的值 X_i 出现的频数 Y_i ;

(3) 计算特征参数值

$$XA = \sum_{i=1}^{10} X_i Y_i / \sum_{i=1}^{10} Y_i$$

$$XE = \sum_{i=1}^P X_i Y_i / \sum_{i=1}^P Y_i \quad (X_i < XA)$$

$$XH = \sum_{i=P}^{10} X_i Y_i / \sum_{i=P}^{10} Y_i \quad (X_i > XA)$$

其中: XA 为 ΔGR 的平均值; YA 为 XA 对应的频数; XE 为小于 XA 的 ΔGR 平均值; YE 为 XE 对应的频数; XH 为大于 XA 的 ΔGR 平均值; YH 为 XH 对应的频数。

通过对每个沉积微相相应层段的自然伽玛测井曲线的处理,得到了相应的特征参数值。将这些特征信息和特征参数值绘成频率分布图和参数分布图(图1),从图中可以看出:不同沉积微相,其特征参数值的分布各异。因此,根据特征参数值便能识别出不同的沉积微相类型。

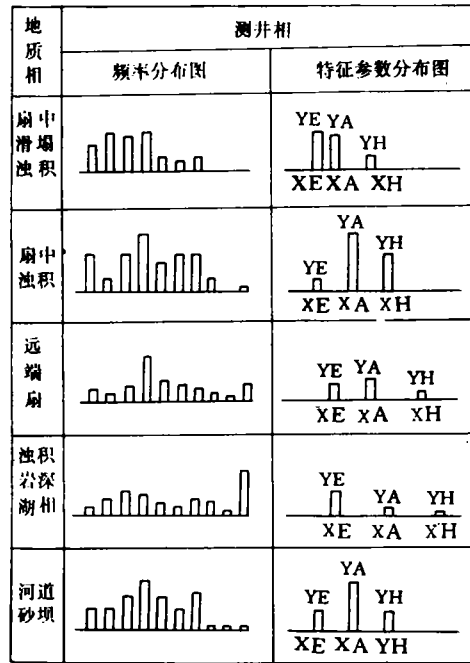


图1 沙四段沉积微相的识别模式

Fig. 1 Sedimentary microfacies pattern recognition of the S IV interval

1.3 沉积微相识别模式的建立

标准井地质相与测井相的对应关系,即沉积微相与其相应层段的特征参数值,就构成沉积微相的识别模式(见图 1)。

2 沉积微相模式识别智能知识的获取

人工神经网络是对人类大脑部分智慧的一种模拟,因此神经网络是一种具有人类智慧的信息处理系统。神经网络在信息处理中最典型最有希望的应用领域就是模式识别。神经网络模式识别方法是一种智能识别方法,它的智能化主要表现为:

具有一定的学习能力是神经网络有智能的一种典型表现,即它不象传统的模式识别方法那样需要建立识别规则,而是象人类大脑一样在实际工作中不断学习、逐步适应,从而掌握模式变换的内在规律,获得模式识别知识。因而,这种知识是智能化的知识。

神经网络的高度容错性是它具有智能的又一典型表现。容错性是根据不完全的、有错误的信息作出正确、完整结论的能力。人的大脑具有高度的容错性,大脑的容错性与大脑的分布式存储的组织方式有极为密切的关系。神经网络由于采用了大脑的分布式存储方式,因而具有较好的容错性,使得神经网络识别方法是一种智能识别方法。

神经网络的模式识别知识是在一定的神经网络结构基础上,根据一定的学习方式,通过向示例自动学习而获得的。

2.1 神经网络结构的设计

一种神经网络是由广泛互连的神经元构成的系统。神经网络类型与功能的差异是由其具体网络结构,即神经元的数目和连接方式来实现的。

我们设计用于识别沉积微相的神经网络实际上是一个双层感知器(见图 2),它由输入层、隐含层和输出层构成。输入层由 6 个神经元组成,分别对应于 6 个特征参数值;输出层由 5 个神经元组成,分别对应于 5 个不同的沉积微相;隐含层由 10 个神经元组成,每个神经元都收到来自各输入神经元送来的输入,并将其输出传送给所有输出神经元。

2.2 神经网络的学习规则

神经网络的优点之一就是具有自组织、自学习能力。它不需要建立识别规则,而是用特定有效的学习算法从给出的实例及相应解中获取识别知识。

神经网络的学习规则是修正结构联接强度的一个算法。本文采用众多的神经网络学习算法中最有效的学习算法—BP 误差反传播算法,其学习机制(图 3)为:对于给定的输入模式,当实际的输出结果和正确的期望输出有误差时,网络将通过自动调节机制调节相应的联接强度,向减少误差的方向改变联接强度,经过多次重复学习,最后和正确的结果相符合,并将各联接强度作为知识保存起来。

2.3 沉积微相模式识别智能知识的获取

神经网络利用BP算法对沉积微相识别模式训练集进行反复学习直至收敛,将各联接

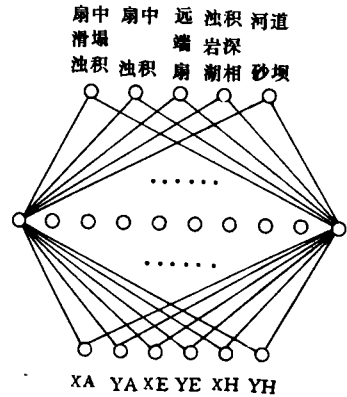


图 2 神经网络的结构
Fig. 2 Structure of the neural network

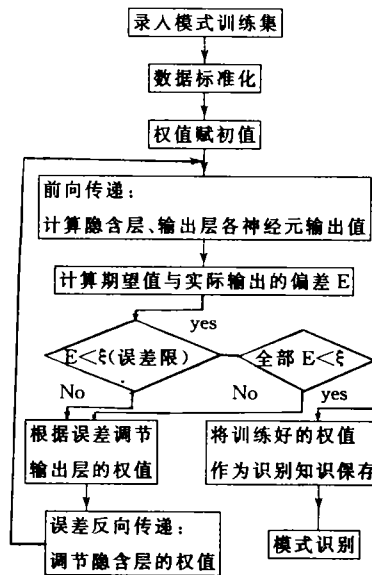


图3 BP 误差反传播算法的学习机制

Fig. 3 Learning mechanism of the BP in verse error propayation algorithm

强度作为识别知识保存起来,从而获取了沉积微相模式识别智能知识,利用这些知识就能对未知井、未知点的沉积微相进行识别。

3 沉积微相的自动识别与划分

我们的最终目标是识别、划分出沙四段沉积微相的平面分布,因此还需要计算各非取芯井的特征参数值,预测未知点的特征参数值。

3.1 平面各点特征参数值的计算与预测

每口井均具有自然伽玛测井曲线,因此可以根据前述的方法计算各井点的特征参数值。

对于平面上非井点处的未知点,我们利用 Kriging 预测技术^[4]来预测其特征参数值。由于在同一沉积环境内储层的各种特性参数是逐渐变化的,具有一定的连续性,因此我们可以利用各井点的自然伽玛特征参数值,经过 Kriging 预测技术进行内插外推得到各未知点的自然伽

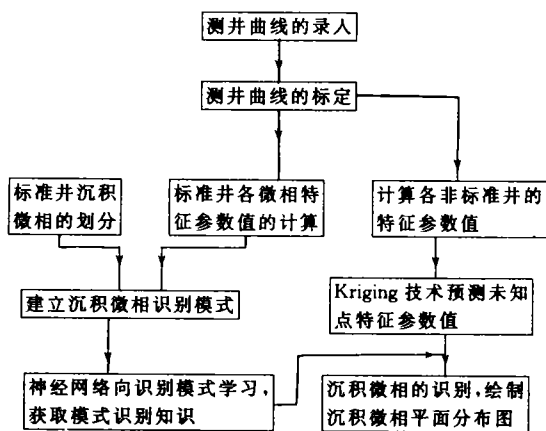


图4 神经网络模式识别沉积微相的工作流程图

Fig. 4 Flow diagram for the microfacies pattern recognition by means of neural network

玛特征参数值。

3.2 沉积微相的自动识别与划分

我们已知平面各点的自然伽玛特征参数值,利用神经网络通过学习而获取的模式识别知识,便可以识别出平面各点的沉积微相类型,最后得到平面上沉积微相的相带分布图。神经网络模式识别沉积微相的工作流程图见图4。

利用本文方法对中原油田文留地区沙四上段 3+4 砂组沉积微相进行识别与划分的结果见图5。

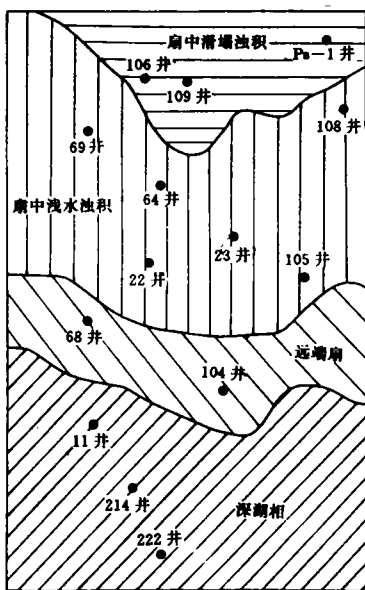


图5 3+4 砂组沉积微相平面分布

Fig. 5 Horizontal distribution of sedimentary minofaces in 3+4 sand members

3+4 砂组为沙四上段湖底扇沉积的主体,它们的微相平面展布基本代表了沙四上段的微相分布。从图 5 可见,该区平面上由北向南依次出现中扇浊积微相、中扇浅水浊积微相、远端扇细粒浊积微相及深湖相,呈扇形分布。表明当时由北向南水体变深,沉积物变细,南北相变较明显的沉积特征。

上述结果与实际情况是一致的,证明用神经网络模式识别方法识别沉积微相,划分沉积微相的平面相带分布是完全可行的,能较好地解决取芯井少的情况下平面微相划分的问题。

结 论

1) 通常的模式识别方法是基于识别规则的识别方法。基于识别规则的识别方法由于首先需要建立识别规则,这被看成是发展这种识别方法最困难的工作。因为大多数模式变换的内在规律是隐式的,难以用显示的方式公式化。当把这些模式变换的内在规律转化为识别规则时,人们可能已经失去了某些关键信息,并带有一定的人为主观因素,致使识别结果误差较大;同时,建立识别规则的工作繁琐,工作量大。

2) 神经网络模式识别方法是基于学习样本的识别方法,即它利用自身长于样本式学习的能力,不需要将模式变换的内在规律转化为显示规则,仅仅需要对样本作简单重复的学习训练,即可获得智能化的识别知识。同时,由于神经网络采用了大脑的分布式存储方式,因而具有较好的容错性和抗干扰能力。因此神经网络模式识别方法是一种智能识别方法。

3) 将神经网络模式识别方法用于识别沉积微相是行之有效的。由于它是一种小型的智能化计算机识别系统,其工作简便,能较好地解决取芯井少的情况下平面微相识别与划分的问题,适于广泛推广应用。

参 考 文 献

- [1] 谈德辉,张微.电相研究.西南石油学院学报,1987(2).
- [2] 廖明光,周南翔,谈德辉.模糊模式识别沉积微相.测井技术,1991(3).
- [3] 殷勤业,杨宗凯,谈正.模式识别与神经网络.北京:机械工业出版社,1992.
- [4] Nielson R H. Theory of the Backpropagation Neural Network. Int. J. conf. on Neural Network, Washington DC, 1989, 231—233.
- [5] Lippman R H. An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE Assp., 1987, 4:2—24.

Identification of Sedimentary Macrofacies with Neural Network

Ran Qiquan¹ Li Shilun² and Gu Xiaoyun¹

¹ (Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

² (Southwest Petroleum Institute, Nanchong 637001)

Abstract

This paper introduces an identification of sedimentary microfacies by the pattern recognition approach using neural network. The approach firstly established the relationship between the logging facies and geological facies according to the key-well study as an identified pattern, then obtained intelligent knowledge by learning from the identified pattern, and finally applied the knowledge to identify the microfacies in unknown wells and sites again. The approach was successfully applied in the recognition and subdivision of sedimentary microfacies of the 4th member of the Shahejie formation, Wenlin Area, Zhongyuan Oilfield.

Key words: sedimentary microfacies logging facies pattern recognition intelligent knowledge neural network.