文章编号:1000-0550(2001)04-0581-05

沉积微相测井资料神经网络判别方法研究

唐为清: 郭荣坤: 王忠东2 王 红3 罗安银4 毋学平5

1(石油大学 北京 100083) 2(辽河石油管理局测井公司 辽宁盘锦 124011) 3(四川石油管理局研究院 成都 610051) 4(华北石油管理局测井公司 河北任丘 062552) 5(华北油田测井公司 河北廊坊 102801)

摘 要 不同的沉积微相可以由不同的相标志组合识别 相标志与沉积微相之间的关系可以采用神经网络通过许多基本处理单元间并行的相互作用建立。沉积微相相标志既可以由地质资料的观察、岩芯分析直接获得 ,也可以由测井资料间接地求得。

关键词 神经网络 沉积微相 相标志 复杂岩性 第一作者简介 唐为清 男 1962年出生 讲顺 硕士) 应用地球物理中图分类号 TE121.3+2 文献标识码 A

1 引言

在现代油气田的预测和勘探开发中,储集层的沉积环境、特征以及岩性的研究对了解地下油气富集分布规律,制定油气开发方案有着重要的意义。

目前,沉积微相的识别方法一般有地质观察(如岩心观察),岩心分析识别,这也是最直观、最准确的方法。岩心观察主要包括岩石类型、沉积构造以及生物化石等,但是由于一口井取心相当有限,岩心观察的地质特征只能反映取心段的沉积环境,不能完全反映全井段所有沉积环境。

测井资料识别沉积环境是通过建立测井相与沉积 微相(既地质相)相互转换来识别的。"测井相一般是指表征地层特征,并且可以使该地层与其它地层区别开来的一组测井响应特征集",测井相与沉积微相之间的关系是相当复杂的,无法用简单数学方法表示出来,与图像处理、景物分析、语音识别与理解等计算机处理方法一样属于非结构性问题,它与人类分析方法相差甚远,难于用数学语言精确描述。这类问题可以通过许多基本处理单元并行的相互作用来实现,类似于人脑的复杂的并行智能信息处理方法。神经网络方法就是神经元的简单处理单元广泛相互联接成的复杂网络系统"〕。

2 神经网络信息处理模型

Kohonen 曾经给出神经网络一般而抽象的定义: "神经网络是由一些简单(通常为自定义的)的元件及

其层次组织的大规模并行联接构造的网络,它致力于按照生物神经系统的同样方法处理真实世界的客观事物"。人工神经网络是由高度互联的处理单元(神经元)组成的,各个神经元之间的联接强度是由内部的权值决定的^[2]。

人工神经网络处理信息过程可以由图 1 来描述。图 1 给出了由 L 层神经元构成的网络 ,在第 l 层有 N_l 个神经元(l=0 ,1 ,2 ,... ,L)。网络工作方程可描述为:

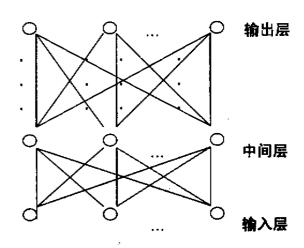


图 1 神经网络分析流程图

Fig. 1 Flow chart of ANN (Art Neural Network) analysis

$$net_{i}(l+1) = \sum_{j=1}^{N_{i}} W_{ij}(l+1)^{*} a_{j}(l) + 0_{i}(l+1)$$

$$a_{i}(l+1) = f(net_{i}(l+1), a_{i}(l))$$

$$\vec{x} + i = 1, 2, \dots, N_{l+1}, l = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

$$(1)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{(-x)}} \tag{3}$$

网络学习规则就是修正网络权系数的一个算法,以使网络获取正确的由输入到输出的映射关系。网络学习规则一般可分为有指导学习和无指导学习两大类。本文主要采取有指导学习算法,以 Rumelhart ,webb (1985)提出的"误差反向传播(即 BP 算法)"算法就是属于有指导学习的算法,这类网络具有较强的自组织、自学习能力。这类网络能用于建立测井相与"地质微相"之间相当复杂的映射关系。

网络学习通常采用递归程序来完成 ,统一的递归 权值学习公式可以表示为:

$$W_{ij}^{(m+1)}(l) = \emptyset(W_{ij}^{m}(l), \eta_{ij}(l) + \frac{\partial E(l)}{\partial W_{ij}^{(m)}}(l) 4)$$
在 BP 算法中 $E(l)$ 称为测度函数 ,一般定义为网络学习的系统均方差:

$$E(l) = \frac{1}{2p} \sum_{m=1}^{p} \sum_{i=1}^{N} (t_i^{(m)} - a_i^{(m)}(l))^{n}$$
 (5)

m—递归指数 t_i —第 t_i 层第 t_i 节点的理想输出 t_i 7 第 t_i 层第 t_i 节点的实际输出。

对一 $L ext{ <math> E ext{ } BP ext{ } 网络模型 , }$ 采用迭代梯度下降法修正权值 ,网络学习方程可表示为:

$$\begin{split} W_{ij}(l) &= W_{ij}(l) - \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}(l)} \\ &= W_{ij}(l) - \eta \delta(l)^* f(net(l))^* a_i(l-1)(6) \\ \\ \text{式中} \quad 0 &\leq l \leq L \quad \eta - 校正因子; \\ \delta(l) &= \frac{\partial E}{\partial a_i(l)} \\ &= \sum_{j=1}^{N_{1+1}} \delta(l+1)^* f(net(l+1))^* W_{ji}(l+1)(7) \end{split}$$

网络反向传播校正信号 $\delta i(\ l\)$ 定义为:

对于输出层:

$$\delta(L) = -(t_i - a(L)) \tag{8}$$

式中 $1 \le l \le L-1$ 并有 ti 一第 l 层第 i 节点的理想输出 ,ai(l) 一第 l 层第 i 节点的实际输出。这样,由实际输出的结果可以对测井相的分类 ,进而达到沉积微相的识别。

3 沉积微相测井、地质解释模型

测井相是从一组能够反映地层特征的测井曲线的形态特征、幅度特征 岩相处理提取的是岩性垂向序列变化特征 ,倾角精细解释提取的是沉积构造、古水流方向特征。根据三种类型的特征组合将地层划分为不同类型的测井相 ,用岩心观察获得的地质信息(如古生物、地化指标以及能反映沉积构造标志 ,对测井相进行刻度 ,用神经网络方法确定各个测井相到地质相的映

射关系 ,最终达到利用测井资料来描述、研究沉积微相的目的。

3.1 沉积微相地质解释模型

沉积环境分析的基本方法是通过对古代沉积中那 些具有指示环境意义的成因标志进行综合分析和研 究 然后与以现代沉积物研究为基础所建立的沉积环 境模式进行比较、重建或恢复古代沉积环境即沉积相。 沉积相一般可分为四级:即相组、相、亚相、微相。 沉积 相的基本单元为沉积微相 不同的微相类型、组合构成 不同的沉积环境。指示沉积环境的成因标志有生物、 物理和化学等标志。生物标志主要是指生物化石、岩 石中残留的生物化石是沉积环境很好的指示器。物 理、化学等标志是可以从颜色、岩性、结构、沉积构造、 粒度分析中反映出来。由地质剖面的韵律性和旋回 性、生物、物理和化学各种成因标志的比较和分析确定 岩相类型以及岩相类型在地层剖面中的分布和发育, 进而确定其组合关系可概括和抽象出某一地区某个层 段的沉积序列模式,再将该沉积序列模式与标准的序 列模式进行比较,并分析其沉积作用。

3.2 沉积微相测井解释模型

测井相标志可以从测井原始曲线、岩性垂向序列、倾角资料处理精细层理构造中获得。反映沉积微相的标志主要有 岩性组合(类型和结构)沉积构造(如冲刷面、层理类型、纹层组系产状及垂向变化)古水流方向、岩性垂向序列变化关系,如正粒序、反粒序、复合粒序和无粒序。

(1) 曲线幅度特征

不同的沉积环境下,由于物源情况、水动力条件、水深等不同,在测井曲线上反映出不同的测井曲线形状,测井曲线形状主要有:柱形(箱形)钟形、漏斗形、复合形等。柱形反映沉积过程中物源丰富,水动力条件稳定下的快速堆积或环境稳定的沉积;钟形曲线是水流量逐渐减弱或物源供应越来越少的表现;漏斗型反映的是水动力能量逐渐加强和物源区物质供应越来越丰富的沉积环境;复合型表明一种水动力环境向另一种环境的变化。

(2) 岩性接触关系特征

岩性接触关系分渐变和突变两种。不同的岩性接触关系反映不同的沉积信息;

- (3) 曲线的光滑程度;
- (4) 微电阻率曲线形态和曲线微细旋回的划分;
- (5) 倾角、方位频率图中红、绿、兰模式;
- (6) 古沉积环境的潮汐能量、氧化还原环境和地 化性质的指标;
 - (7) 孔隙结构、成岩后生变化的指标;

(8) 酸性不溶物及陆源沉积物的指标。

微相判别的主要依据有:颜色、岩性、结构、沉积构造、粒度分析、古生物、地球化学以及垂向相序列等标志。颜色、古生物、地球化学等标志信息目前不能从测井资料中提取。岩性及其垂向相序列可以由测井资料神经网络数学方法求得;岩石结构可以由测井曲线交会图间接反映;沉积构造及古水流可以由倾角资料解释^[3]。

单井剖面中,各种沉积岩体所属沉积环境亚、微相的划分主要在于对井剖面垂向及其各种组合序列的详细划分。因此,在利用测井资料识别沉积环境时,应首先划分井剖面的测井层段,确定各个解释层段,然后在各个解释层段内提取测井曲线的测井相标志。

4 测井相与地质相之间关系的建立

测井相分析中,测井相模式 Xi 与地质相模式 Yi

之间的关系不是单一的对应的关系 ,是无法用简单的数学公式来表达 ,一般钻井所经井段有多个地质相 ,地质可以由测井相的组合来确定 ,测井相可以从测井数据获得 ,测井相一般有各种测井曲线、孔隙度等。对于某一地质层段共有 n 种地质微相 ,对于第 i 种地质微相 ,希望网络以下输出:

 $f(x_0, x_1, \dots, x_m) = \{0.1, 0.1, \dots, 0.9, \dots, 1.0\} \quad (9)$

式中:Xi—第 i 种测井相;0.9 所处的位置为第 i 位,有 n-1 个 0.1 ,m=0 ,1.2 ,... n。选0.9, 0.1 主要原因是对于 Sigmod 函数无穷大的正权值或负权值,神经元不可能输出 1 或 0。函数关系 f(...)可以根据岩心分析资料和已求得的测井相由神经网络方法建立,函数关系 f(...)确定后输入一组由测井资料求得的测井相,由网络实际 n 个输中最大值可以确定这一组测井相对应的地质微相,如最大值在第 j 个,则该组测井相对应的井段为第 j 类沉积微相。

表 1 新疆某油田某井沉积微相 ANN 识别与地质划相对比

Table 1 The comparison of depositional microfacies that is identified by ANN with that of geological analysis in XX well of Xingiang XX oil field

	地质	划相	ANN 划相		
井阜	Ž/m	相类型	井段/m		相类型
5760.0	5761.0	前滨	5759.9	5761.0	0
5761.0	5770.0	临滨进积型沿岸砂坝	5761.0	5769.5	5
5770.0	5776.5	临滨退积型沿岸砂坝	5769.5	5776.1	1
5776.5	5791.0	前滨进积海滩滩面沉积	5776.1	5790.8	4
5791.0	5801.3	前滨进积型沿岸砂坝	5790.8	5800.9	0
5801.3	5807.5	前滨退积海滩滩面沉积	5800.9	5806.0	2
5807.5	5813.5	前滨进积型沿岸砂坝	5806.0	5813.5	0
5813.5	5817.0	前滨进积—进积砂坝	5813.5	5816.9	5
5817.0	5826.2	临滨退积型沿岸砂坝	5816.9	5826.0	1
	5847.5	前滨进积型沿岸砂坝	5826.0	5835.3	0
5826.2			5835.3	5842.0	1
			5842.0	5847.5	0
5847.0	5866.0	临滨中、上部	5847.5	5851.4	5
			5851.4	5855.0	1
			5855.0	5859.3	5
5866.0	5881.0	前滨	5859.3	5869.5	2
			5869.5	5879.3	1
5881.0	5904.0	临滨中、上部	5879.3	5886.3	5
			5886.3	5890.3	1
			5890.3	5898.5	5
			5898.5	5801.9	1
			5901.9	5904.4	5
5904.0	5916.0	前滨	5904.4	5916.0	2
5916.0	5927.0	临滨中、上部	5916.0	5918.0	1
			5918.0	5921.0	5
			5921.0	5930.1	1
5927.0	5980.0	临滨下部	5930.1	5935.5	5
			5935.5	5980.0	1

应用实例 5

由以上二十四种相标志对新疆塔里木、四川一些 区块进行微相识别。首先在新疆塔里木某关键井中建 立了前滨进积型沿岸砂坝、临滨退积沿岸砂坝、前滨退 积海滩滩面沉积、前滨退积?进积砂坝、前滨进积海滩 滩面沉积和临滨进积沿岸砂坝测井标准模型 淇次 在 四川某地区某关键井中建立了生物礁微相标准模型: 最后利用上述 ANN 方法原理 .由这些关系做了沉积微 相资料处理。

5.1 新疆某油田某井段某层段的处理成果分析

表 1 是新疆某油田某井段某层段的处理成果,本 井段沉积环境为海相临滨、近滨沉积 测井岩心剖面为 粉砂 - 细砂岩 ,局部夹泥质粉砂岩。沉积构造发育冲 洗交错层理、高角度斜层理、水平层理等。由表一可以 线提取了8种相标志。识别结果见表2。

海和沙地

看出 ANN 神经网络判别结果与岩心观察基本一致。 说明 1) :前滨进积型沿岸砂坝;1:临滨退积沿岸砂坝; 2:前滨退积海滩滩面沉积;3:前滨退积?进积砂坝4: 前滨进积海滩滩面沉积;5:临滨进积沿岸砂坝

5.2 四川某地区生物礁的识别效果分析

(1) 生物礁复杂岩性识别

ANN 岩性识别选用了 GR、RT、AC、CNL、DEN 和 CAL 六条测井曲线。建立了 93 个样本,识别岩心类 型:石灰岩、白云岩、泥质白云岩、泥质灰岩、鲕状灰岩、 石膏和白云质灰岩。处理了三口井,关键井岩性识别 率达到 96%以上,外推井也能达到 80%。

(2) 生物礁识别

识别生物礁时,共选了 AC、GR、CAL、RT、RXO、 DEN、CNL、U、TH、K和CGR11条测井曲线。由测井曲

表 2 生物礁识别示例 Table 2 The example of bioherm facies identification

地质划分井段/m	ANN 划分井段/m	说明
4299.875 ~ 4671.875	4299.875 ~ 4671.875	符合
		^

_	ル代 版相	地质划力升段/m	AININ 刈刀升权/m	戊明
	1	4299.875 ~ 4671.875	4299.875 ~ 4671.875	符合
	2	4671.875 ~ 4695.875	4671.875 ~ 4695.875	符合
	3	4695.875 ~ 4696.625	4695.875 ~ 4696.125	* 符合
	4	4696.625 ~ 4697.375	4696.625 ~ 4697.375	符合
	5	4697.375 ~ 4761.000	4697.375 ~ 4761.000	符合
	6	4761.000 ~ 4779.250	4761.000 ~ 4779.250	符合
	7	4779.250 ~ 4820.000	4779.250 ~ 4820.000	符合

^{*} 符合 地质划分井段为一个 ,而 ANN 识别结果为 3 段。

1 潮间泥坪 A , 2 潮间浅滩 A , 3 潮间浅滩 B , 4: 潮间泥坪 B,5 潮间浅滩 C6 生物礁相 7 生物滩相。

网络的输入层选测井曲线、岩性、层理构造、曲线 形态描述参数、孔隙度以及其他的测井相标志等 利用 BP 神经网络自动识别 从表 1、表 2 可以看出 ANN 识 别结果与地质分析结果基本符合,并且 ANN 识别层比 地质划分更细 油此可以看出 神经网络识别沉积环境 是可行的 并有较好的精度。

另外,由神经网络原理编制的软件已经推广到辽 河、华北油田、海洋石油勘探开发研究院南海东部的天 然气油田沉积微相识别和内蒙二连同样取得了较好的 地质效果,由于篇幅所限,实例不能——列出。

结论

(1) 神经网络在复杂岩性剖面可以识别出复杂 岩性;

- (2) 神经网络模型可以建立测井相于地质相之 间结构性的复杂映射关系:
- (3) 神经网络有很强的容错能力,可以最大限度 排除各种误差:
- (4) 神经网络建立的复杂的映射关系有很好的 外推能力;
- (5) 神经网络分类速度快,有很强的实用性,识 别沉积环境对油田开发有重要的地质意义。

参考文献

- 1 殷勤业,杨宗凯,谈正等.模式识别与神经网络[M].北京:机械工 业出版社,1992.210~220
- 2 焦李成, 神经网络系统理论[M], 西安:西安电子工业大学出版社, 1993 268 ~ 280
- 3 肖义越,赵谨芳.应用测井资料自动确定沉积相的计算机程序[]]. 地质科学,1993,28(1)36~45

The Study on Method of Depositional Microfacies Discrimination with Well-logging Information

TANG Wei-Qing¹ GUO Rong-Kun¹ WANG Zhong-Dong² WANG Hong³ LUO An-ying⁴ WU Xue-ping⁵

1(Petroleum University Beijing 100083) 2(Company of Well-Logging of Liaohe Oil Field Panjin Liaoning 124011)
3(Research Institute of Sichuan Oil Field Chengdu 610051) 4(Company of Well-Logging of Huabei Oil Field Renqiu Hebei 062552)
5(Company of Well-Logging of Huabei Oil Field Langfang Hebei 102801)

Abstract

Different depositional microfacies can be identified by the combination of facies signs. The relation between facies signs and depositional microfacies can be established by the parallel reaction of Neural Network basic processing units. Sedimentary microfacies signs can be obtained directly by the observation and analysis of rock core and it can be also got indirectly by well logging information. In this paper, we use modern artificial neural network (ANN) pattern recognition technique to interpret the lithofacies with conventional well-logging data and depositional structure with dip well-logging data. In determination of lithofacies, eight to ten well-logging curve (SP,GR,...) are used. The coincidence rate of lithofacies is eighty to ninety percent in the standard well and seventy to eighty percent in non standard well. ANN was also used to analyze logging facies and depositional environment for single-well or multi-well on the same sedimentary background. The method of using logging data to automatically identify the carbonate sedimentary microfacies was found out. In the sedimentary microfacies model ,24 facies signs that are the combination of lithofacies (category and structure), sedimentary structure (scoured base, bedding type and the change of laminae.) the direction of paleocurrent, the lithological change, the feature of curve amplitude, the form of curve, the cycle of sedimentation, the pattern of angle and direction of dip, pore structure etc. are used. The models offshore deposit and bioherm facies are built up. The method has been used in the field of Si Chuan, Xin Jiang, Liao He and Hua Bei and so on. After testing with some examples, the method is proved to be effective to resolve the problem of petroleum exploration in oil field.

Key words neural network , depositional microfacies , facies signs , complex lithology