

神经网络判识沉积微相的应用 ——以桩 241 块为例

吴永良¹, 田景春^{1,2}, 朱迎堂^{1,2}

(1. 成都理工大学 沉积研究院, 成都 610059;

2. 成都理工大学 油气藏地质与开发工程国家重点实验室, 成都 610059)

摘 要: 沉积相研究是油气勘探开发中一项十分重要的任务。在桩 241 块初次利用神经网络模式识别法进行测井微相识别, 将识别后的结果与岩心微相划分结果相对比, 测井相的识别完全满足研究的需要, 为密井网条件下沉积微相划分提供了一种新的思路和方法。采用神经网络判识沉积微相技术, 可以提高沉积微相的分析和解释精度。

关键词: 神经网络; 沉积微相

中图分类号: P512.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-1412(2009)04-0317-05

1 区域地质背景

桩 241 块油藏位于五号桩油田南部。五号桩油田构造位置上位于沾化凹陷东北部斜坡带上的次一级构造单元, 是孤北隆起的东翼, 北为桩西潜山, 东接长堤潜山, 南邻孤岛潜山, 西为埕东凸起, 是在中生界区域构造背景上经燕山运动和喜马拉雅运动而发育的一个新生界断陷湖盆, 为典型“东断西隆”、“北断南超”的箕状洼陷。主要包括东次洼、西次洼和中央低突起, 面积约 300 km²。桩 241 块处于五号桩洼陷的南部, 其基本构造形态是南北方向受 2 条近 EW 向断层夹持的垒块, 断层落差 50~80 m, 内部次级落差较小, 一般 10~20 m, 东西方向是西高东低的单斜(图 1)。

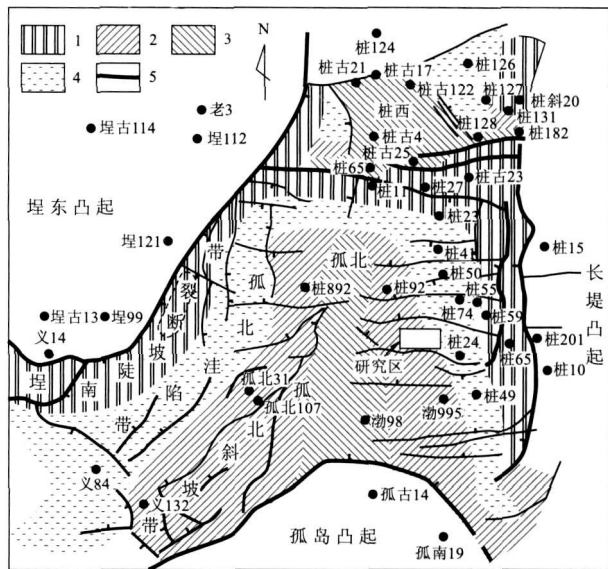


图 1 研究区构造背景图

Fig. 1 Tectonic background of the study area

1. 陡坡断裂带 2. 缓坡断阶带 3. 低凸起被覆构造带
4. 洼陷带 5. 断裂

2 沉积相组成及特征

通过岩心观察和钻(测)井、地震等相标志的研究, 结合综合录井资料, 运用沉积学、沉积构造学、测井相等划分沉积相标志, 对桩 241 块内沙河街组沙

三段进行了沉积相研究。桩 241 块沙三段主要发育 3 种沉积类型, 即扇三角洲、浊积扇(湖底扇)和湖泊三大类沉积相和若干微相(表 1)。物源主要来自南

收稿日期: 2008-11-28

作者简介: 吴永良(1981-), 男, 青海湟中人, 硕士研究生, 沉积学专业, 研究方向为储层沉积学、层序地层学。通信地址: 四川省成都市成都理工大学沉积地质研究院; 邮政编码: 610059; E-mail: wuyongping-79@126.com

部的孤岛凸起。

表 1 桩 241 块古近系沙河街组三段沉积相划分简表
Table 1 The simplified sedimentary facies division of the third member of Palaeogene Shahe formation in block Z241

沉积相	亚相	微相
扇三角洲	扇三角洲平原	辫状河道、洪泛平原
	扇三角洲前缘	水下分流河道、分流间湾、河口坝、前缘席状砂
	前扇三角洲	
	内扇	
浊积扇 (湖底扇)	中扇	辫状水道、辫状水道间、水道前缘
	外扇	
	湖泊	半深湖- 深湖
	半深湖- 深湖	半深- 深湖泥

3 测井相分析

传统的测井相分析方法是利用测井响应定性方面的曲线特征及定量方面的测井参数值,通过分析判别来描述沉积微相。测井系统越完善测井质量越好,测井相图反映的实际地层沉积相的结果就越准确,然而,随着人工神经网络(Artificial neural network)方法的日益完善,利用人工神经网络进行沉积微相分析及划分已经成为了一个传统沉积微相分析的有益补充,受到越来越多的关注。

3.1 测井曲线的形态及地质意义

不同沉积环境下,由于物源情况、水动力条件及水深的不同,必然造成沉积物组合形式和层序特征的不同,在测井曲线上将反映出不同的测井形态。测井曲线形态的影响因素很多,既有与沉积环境有关的因素(如岩性、粒度、物性等),又有与沉积环境无关的因素(如测井速度、井径大小等),但其主要影响因素还是以岩性为主,而岩性又取决于沉积时的水动力能量和物源的供给条件。因此,测井曲线形态与沉积环境之间存在着极其密切的关系。

3.2 研究区主要测井相类型及测井响应模式

利用神经网络判识沉积微相的基本研究思路是:首先利用沉积相特征明显、类型齐全、代表性好的"关键井"建立测井相模式,然后利用"神经网络的模式识别"技术识别剖面测井相类型。其关键在于测井相模式的建立以及测井特征参数的提取。

根据桩 241 块的岩心描述及测井相标志,确定研究区发育了 3 种主要的沉积相类型,即:扇三角洲、浊积扇、深湖- 半深湖沉积相,并细分为 7 种沉积微相类型,下面介绍扇三角洲相、浊积扇沉积微相类型及其测井响应特征。

(1) 扇三角洲相。区内 E_{s3}^{sh} 层段比较发育。扇三角洲主体微相的自然电位曲线表现为以下特点:水下分流河道微相单层厚度大,表现为高幅箱形、齿化箱形、钟形和高幅指形;水下分流河道间微相表现为低幅齿形;河口砂坝表现为齿化漏斗形和中高幅指形;前缘席状砂微相呈低幅指形;前扇三角洲亚相为低幅锯齿形。总体形成向上变粗的沉积序列,测井曲线显示为不规则的倒圣诞树形态。

(2) 浊积扇(湖底扇)。浊流沉积体系是指由沉积物重力流形成的各种沉积物或沉积岩。浊积底扇大体可分为内扇、中扇和外扇 3 个亚相,浊积扇不同的亚相具有不同的测井曲线特征,其测井曲线形态特征如下:内扇亚相主沟道 SP 曲线为高幅箱形或钟形组合;中扇亚相辫状沟道 SP 或 RT 曲线为较高幅齿化箱形、钟形、指形组合;中扇无沟道部分 SP 或 RT 曲线为中、低幅尖齿形、漏斗形组合;外扇亚相 SP 或 RT 曲线为低幅齿形组合。

辫状水道微相:岩性以含砾砂岩、块状砂岩为主,少量砂砾岩、砾岩和粉细砂岩,为向上变细层序。SP 曲线中高幅箱形、钟形及其组合。

水道间微相:岩性为细砂岩、粉砂岩、粉砂质条带夹互层。SP 曲线为中低幅指形。

水道前缘微相:是浊积扇中扇外缘无沟道部分,以典型浊积岩相为特征,主要由 CE 和 CDE 序浊积岩相组成,夹于深水暗色泥岩中。SP 曲线为中高幅钟形。

3.3 测井曲线选择及特征参数量化

利用神经网络测井微相模式识别的关键之一是提取具有高度准确描述能力的特征参数,既要能反映测井曲线本身的结构特征,又要能反映地层的沉积学特征,直接影响网络学习模式的收敛性及模式识别的正确性。我们在吸收并总结前人对反映各类沉积环境对应各类测井曲线形态特征知识的基础上,利用数学的方法加以归纳并定量化,从测井曲线中提取的反映沉积相的定量的参数有以下 5 种^[1-8]。

(1) 幅度。测井曲线的幅度大小可以反映出沉积物的粒度、分选性、泥质含量等沉积特征的变化。设测井序列为 $a_i (i=1, n)$, 幅度在测井序列上可以

用平均中位数 AM 来表示:

$$AM = 0.5(\bar{a} + ME) \quad (1)$$

式中, $\bar{a}$ 为数据序列的算术平均数; ME 为数据序列的中位数。

(2) 厚度。厚度是单一曲线形态的垂向幅度, 反映了地层的沉积速率和物源供应情况。厚度大表示沉积速率快、物源充足。

$$h = d_b - d_t \quad (2)$$

式中, d_b 为沉积层底部深度; d_t 为沉积层顶部深度。

(3) 曲线形态。测井曲线基本形态可分为箱形、钟形、漏斗形等。在垂向上能反映沉积物的粒序变化特征, 代表了沉积过程中的水流能量及物源供应变化情况, 是判断沉积相的重要标志。这里我们采用相对重心法来判别曲线形态。

相对重心:

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n ia_i}{n \sum_{i=1}^n a_i} \quad (3)$$

当 $W > 1$ 时, 曲线为钟形, 代表水流能量逐渐减弱和物源供应越来越少, 在垂直粒序上是正粒序的反映; 当 $W \approx 1$ 时, 曲线为箱形, 代表了沉积过程中物源供应丰富与较强的水流条件共同作用的结果, 是沉积环境基本相同情况下快速沉积的表现; 当 $W < 1$ 时, 曲线为漏斗形, 是水流能量逐渐增强和物源供应越来越多的表现, 在垂直粒序上是反粒序的反映。

(4) 曲线光滑程度。曲线光滑程度是次一级的曲线形态特征, 它反映了水动力环境对沉积物改造持续时间的长短。用变差方差根 GS 表征, 它可以综合反映曲线段整体波动大小和锯齿的多少与大小。 GS 越小, 则说明曲线越光滑, 水动力条件对沉积物的改造充分, 分选磨圆性好。

$$GS = \sqrt{V(1) + V(2) + S^2} \quad (4)$$

(5) 顶底接触关系。砂层的顶、底部测井曲线的形态反映了砂层沉积初期、末期水动力能量及物源供应的变化速度。它主要通过计算平均斜率 K_p 得到。

$$\text{平均斜率 } K_p = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2 (d_i - \bar{d})}{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2} \quad (5)$$

其中, $\bar{a} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i$, $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$

3.4 神经网络判识微相类型

人工神经网络是基于人脑的结构和功能建立起

来的一门应用学科, 识别神经网络系统的模式是采用学习样本训练后, 网络模型内各层之间的连接权值“记忆”各样本的特征, 再根据特征识别新样本模式。学习后的最终权值所构成的函数为判别函数, 系统对各类模式的观察值学习并导出分类判别函数, 然后利用判别函数识别特征向量。

3.4.1 测井相自动识别步骤

测井相定量识别时, 资料选取要结合该地区所有测井曲线, 选取测井质量好、有代表性的曲线。但同一地区、同一参数必须来自相同的测井曲线, 以实现井间横向可比性。在参数提取前, 首先要对测井曲线进行标准化及归一化处理。按照以上介绍的方法, 我们首先对桩 241 块地区的两口取心井 241 井、242 井作为关键井, 将测井资料同岩心记录相结合, 用传统地质方法人为定性划分出关键井 $E_{s3}^{SH} - E_{s3}^X$ 层段的精细沉积微相, 然后分别对关键井 E_{s3}^{SH} 和 E_{s3}^X 层段测井资料中的 GR 曲线中分别提取式(1)~式(5)中所描述的 5 个比较可靠反映各种沉积微相的测井相要素进行测井相参数提取, 通过测井相参数的提取, 建立测井相模式的测井曲线特征参数库。应用特征参数库训练神经网络, 确定研究区内典型沉积微相的测井相模式。通过网络的模式识别, 连续处理研究区的非取心井段, 给出沉积微相解释结论。

3.4.2 网络训练集的构成

通过对桩 241 井两口井主要目的层 $E_{s3}^{SH} - E_{s3}^X$ 层段的单井沉积微相分析, 微相类型主要包括扇三角洲前缘亚相的分流间湾、河口坝、水下分流河道、席状砂以及浊积扇中扇亚相的辫状水道、水道间、水道前缘等 7 个沉积微相类型, 分析得出的曲线形态特征总结如表 2。

训练集的构成选用桩 241、242 井的沉积微相分析结果, 作为网络学习的学习样本, 一共分两次对选取了 69 个样本进行建模。其中 16 个辫状水道样、17 个分流间湾样、12 个河口坝样、3 个席状砂样、9 个水道间样、8 个水道前缘样、4 个水下分流河道样。接下来就开始对已建立 BP 网络模型进行训练了。以提取出的参数作为神经网络的输入参数, 为了加快网络的收敛速度, BP 网络模型的冲量项 W 取 0.9, 学习率 η 取 0.7, 期望输出与实际输出总样本相对误差取 0.02, 把对 7 个微相类型和测井曲线特征参数所组成的学习样本输入神经网络模型进行训练, 网络学习后, 用桩 241-1 井的 $E_{s3}^{SH} - E_{s3}^X$ 层段的分层测井特征参数进行沉积微相类型的识别, 以人

工判别测井微相的分析结果检验神经网络的判识效果。

表 2 不同沉积微相 GR 曲线的特征

Table 2 Characteristics of GR curves of different sedimentary facies

相	亚相	微相	均值	粒序	锯齿数	锯齿大小
扇三角洲	扇三角洲前缘	分流间湾	低	对称	多	小
		河口坝	中	反	少	小
		水下分流河道	中	对称	少	大
		席状砂	中→低	反	少	小
浊积扇	中扇	辫状水道	中	反	多	小
		水道间	低	对称	少	较小
		水道前缘	中→低	正	多	较小

3.4.3 处理结果分析

将 E_{S3}^{SH} 扇三角洲沉积微相的标准模式代入,通过自组织神经网络将输入自动分为 4 类,当模型运算到 1 000 次迭代后,总样本相对误差达到 0.018,模型在迭代 3 500 次后,误差趋于稳定达到 0.006 5,通过大约经过 5 000 次的迭代,得到一套适用于该地区计算 E_{S3}^{SH} 扇三角洲相代码的连接权;同样将 E_{S3}^X 浊积扇沉积微相的标准模式代入,通过自组织神经网络将输入自动分为 3 类,当模型运算到 1 000 次迭代后,总样本相对误差达到 0.07,模型在迭代3 500次后,误差趋于稳定达到 0.05,通过大约经过 16 650 次的迭代,得到一套适用于该地区计算 E_{S3}^{SH} 浊积扇相代码的连接权,以此建立了区块沉积微相判别模型。利用上述训练的沉积微相解释模型,陆续对该区具有实际测井资料的其他井进行解释,根据神经网络的测井相分析结果并结合其他地质资料分析,可最终实现向沉积微相的转换。对桩 241-1 井的 15 个小层进行沉积微相识别。判别结果与人工精细地质研究结果对比,15 层中判断正确的有 13 层,样本未经筛选的网络自动识别符合率为 86.7%,取得了良好的效果。其解释结果与地质相分析的对比结果见表 3。

4 结论

通过利用神经网络模式识别技术对桩 241 块进行了测井微相识别,将识别后的结果与岩心微相划分结果相对比,样本未经筛选的网络自动识别符合率为 86.7%,取得了良好的效果。测井相的识别结果能完全满足研究的需要。经研究发现,桩 241 块沙三段主要发育扇三角洲前缘亚相的分流间湾、

表 3 桩 241-1 井神经网络模型和人工微相划分结果对比

Table 3 Comparison between the artificially and nuurally divided sedimentary facies of Z241-1 well

序号	起止深度	地质划相	神经网络划相
1	2972.9~ 2987.2	1	1
2	2987.2~ 2993	2	2
3	2993~ 2998	1	1
4	2998~ 3005.4	2	1*
5	3005.4~ 3011.7	1	1
6	3011.7~ 3026.5	2	2
7	3026.5~ 3033.7	1	1
8	3136.4~ 3139.7	7	7
9	3139.7~ 3145.4	5	5
10	3145.4~ 3153.5	7	7
11	3206.2~ 3220.9	5	5
12	3220.9~ 3225.4	6	5*
13	3225.4~ 3230.9	5	5
14	3231~ 3246	6	6
15	3246~ 3253.2	5	5

注: 1. 分流间湾; 2. 河口坝; 3. 水下分流河道; 4. 席状砂; 5. 辫状水道; 6. 水道间; 7. 水道前缘。

河口坝、水下分流河道、席状砂以及浊积扇中扇亚相的辫状水道、水道间、水道前缘等 7 个沉积微相类型,水下分流河道、河口坝、浊积水道为本区最有利的微相类型。

参考文献:

[1] 王金荣,刘洪涛. 测井沉积微相识别方法及应用[J]. 大庆石油学院学报, 2004, 28(4): 18-20.
[2] 魏莲,肖慈珣. 用自组织神经网络方法实现测井相定量识别[J]. 物探化探计算技术, 2001, 23(4): 324-327.
[3] 刘红歧,陈平,夏宏泉. 测井沉积微相自动识别与应用[J]. 测井技术, 2006, 30(3): 233-236.
[4] 马世忠,黄孝特,张太斌. 定量自动识别测井微相的数学方法[J]. 石油地球物理勘探, 2000, 35(5): 582-589.
[5] 刘红歧,彭仕宓,夏宏泉. 测井曲线元数学特性及沉积微相定

- 量识别[J]. 中国海上油气, 2004, 16(6): 382-386.
- [6] 倪新锋, 田景春, 陈洪德, 等. 应用测井资料定量识别沉积微相——以鄂尔多斯盆地姬塬白豹地区三叠系延长组为例[J]. 成都理工大学学报, 2007, 34(1): 57-61.
- [7] 文政, 雍世和, 王中文. 应用测井资料定量识别沉积微相[J]. 沉积学报, 1996, 14(1): 40-45.
- [8] 王仁铎. 利用测井曲线形态特征定量判别沉积相[J]. 地球科学——中国地质大学学报, 1991, 16(3): 303-309.

APPLICATION OF THE NEURAL NET-DISCRIMATED MICRO-SEDIMENTARY FACIES —A CASE OF BLOCK Z241

WU Yong-liang¹, TIAN Jing-chun^{1, 2}, ZHU Ying-tang^{1, 2}

(1. *Sedimentary Institute of Chengdu University of Technologies, Chengdu 610059, China*; 2. *The State Key Lab of Oil-gas Reservoir and Engineering Development of Chengdu University of Technologies, Chengdu 610059, China*)

Abstract: Study on sedimentary facies is a main subject of the oil-gas exploration. Neural net discrimination of micro-sedimentary facies is first applied to block Z241. The neural net-discriminated results can be correlated with the well-logged micro-sedimentary facies and meet completely the need of the study thus provides a new thought and a technique for micro-sedimentary facies division under close exploration well net condition. The technique is playing an important role in improving efficiency and accuracy of analysis and interpretation of the micro-sedimentary facies.

Key Words: neural net; micro-sedimentary facies

(上接第 285 页)

S, Pb ISOTOPIC CHARACTERISTICS AND EXHALATIVE-SEDIMENTARY GENESIS OF XIAOBALIANG Cu-AU DEPOSIT, INNER MONGOLIA

SUN Yan-xia^{1,2,3}, ZHANG Da^{1,2}, ZHANG Shou-ting^{1,2}, SUN Wei-zhi²

(1. *State Key Laboratory of Geological Processes and Mineral Resources, China University of Geosciences*, 2. *Key Laboratory of Lithosphere Tectonics and Lithoprobe Technology of Ministry of Education, China University of Geosciences, Beijing 100083, China*; 3. *No. 1 Geological Surveying Team, Henan Bureau of Geology and mineral Exploration and Development, Luoyang 471023, Henan, China*)

Abstract: The Xiaobaliang deposit in Inner Mongolia Autonomous Region of China is a medium Cu-Au deposit in the southern section of the Da Hinggan area. S and Pb isotopic characteristic and geological characteristics reveal that at the Xiaobaliang deposit exhalative-sedimentary mineralization occurred during the Permian basin evolution.

Key Words: S isotope; Pb isotope; exhalative-sedimentary genesis; Xiaobaliang Cu-Au deposit; Inner Mongolia