

# 神经网络和分形几何方法在识别测井沉积微相中的应用

焦翠华<sup>1</sup> 张福明<sup>1</sup> 李洪奇<sup>1</sup> 邵才瑞<sup>1</sup>  
白彦彬<sup>1</sup> 张巨兴<sup>2</sup> 曹峰<sup>2</sup> 王占忠<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(石油大学勘探系,东营 257062)

<sup>2</sup>(辽河油田研究院,盘锦 124010)

**提 要** 本文综合应用人工神经网络和分形几何等最新的模式识别数学方法,遵循地质家的思维方式,进行了测井资料沉积微相解释方法研究;并在工作站上开发了人机联作解释软件。将工作站系统在运算速度、人机交互及图件制作方面的优势与解释人员的经验和推理判断能力有机地结合起来,为测井资料沉积微相解释提供了新的技术手段和良好的计算机辅助工具。将其应用于辽河油田长北地区,对 18口井的沙海组上段~阜新组下段进行了沉积微相连续解释,取得了良好效果。

**关键词** 测井沉积微相 神经网络 分形几何 相模式

**分类号** P 634, P 512. 2

**第一作者简介** 焦翠华 女 36岁 副教授 硕士 应用地球物理

## 1 前 言

沉积微相的类型及空间展布一直是油气勘探和开发的重点研究内容之一,也是单井及多井储层评价的基础。常规的沉积相研究是在相模式及相序递变规律的指导下,通过观察岩芯的岩石成分、结构和沉积韵律等信息来确定沉积相。这样的研究方法只适合于在取芯井段识别沉积相,对非取芯井段则无法展开工作。但每口井中(无论取芯井段还是非取芯井段)都测有丰富的测井资料,而且测井资料中包含着丰富的地层沉积学信息。大部分测井曲线都是岩石颗粒粒度和分选随深度变化的特征曲线。沉积物的颗粒粒度、沉积环境的能量和水深是指示沉积环境的三个主要指标,而测井资料能够直接或间接反映这三个指标。根据测井曲线的形态确定沉积特征已被众多的地质学家所采用,但目前大多数的工作都采用手工方式,且因人而异,工作量大,客观性差。为了更加充分地利用测井资料,准确、快速、客观地确定地层的沉积微相,有必要打破传统的思路,利用一些先进的理论和技术研究和开发新的沉积微相解释方法,改进测井资料沉积学解释的精度和效率,为测井资料综合地质解释工作提供新的手段。

## 2 方法原理

### 2.1 测井曲线指相敏感性分析

每口井中都测有多条测井曲线,这些曲线对沉积微相信息的反映灵敏度不尽相同,而且,不同的地区、不同的沉积环境也有差别。因此,有必要对测井曲线在反映沉积微相方面的灵敏度进行分析,从而选取对研究区沉积微相反映灵敏的曲线去作沉积微相研究,这样也可以减少计算工作量。

灵敏曲线选取是在有系统取芯、微相类型齐全的关键井中,通过分析测井曲线特征与已知微相类型之间的对应关系来实现的。

### 2.2 特征参数提取

特征参数提取是将测井曲线中包含的沉积环境信息量化的过程,这是实现计算机自动识别沉积微相的前提。所提取的特征参数即要能反映测井曲线本身的形态特征,又要有明确的物理及沉积环境意义。这些特征参数的单一或组合可以作为沉积微相类型的特征变量,通过这些特征变量的综合分析,可以识别不同环境下的微相。

经过反复实验和分析,对于经过敏感性分析后所选的测井曲线提取如表 1所示的七种标识沉积环

境的特征参数。

在不同的敏感曲线上提取的七类参数中的某一项或某几项对沉积微相解释可能非常有效,而另外的参数则可能极不灵敏或发生偏差,因此也有必要对每一曲线的这些参数进行敏感性分析,最后选取一项或几项参数

经过分析选取后,敏感曲线的特征参数的集合就构成了一个特征向量,每一个特征向量对应着一个沉积微相,即一个相模式。已知沉积微相类型的模式样本即为神经网络进行训练学习的输入数据(学习样本),而待判别的特征向量则是网络处理的输入数据

习训练后,网络模型内各层之间的连接权值“记忆”住了各个样本的特征,再根据这些“记忆”住的特征对新的样本进行模式识别。识别功能主要取决于分布在网络间的神经元的权值分配。学习后的最终权值所构成的函数,系统由各类模式的观察值学习并导出分类判别函数,然后可直接使用判别函数对特征向量进行识别

神经元之间的连接有多种类型,本文采用的是含有两个隐层的前馈网络模型<sup>[4]</sup>。假设  $X(X_1, X_2, \dots, X_n)$  为特征参数构成的向量集,为输入层;  $U, V$  为两个隐层或处理过渡层;  $Y_i$  为网络学习的结果(沉积微相类型),为输出层。

表 1 沉积微相特征参数  
Table 1 Microfacies characteristics

特征参数	沉积环境意义
测井响应平均值	反映沉积颗粒大小及能量
峰值位置	反映沉积韵律性
峰值个数	反映沉积环境能量波动情况
顶底界面对称性	反映上下邻层关系及沉积韵律类型
曲线凹凸性	反映沉积速率
曲线面积	反映沉积环境能量
曲线分数维	反映沉积环境复杂性

### 3.3 神经网络模式识别<sup>[2]</sup>

人工神经网络的基本构成单元是神经元,由大量的人工神经元互连而成网络。网络模型主要分为输入层、输出层、隐含层三部分。

神经网络系统的模式识别过程是用学习样本学

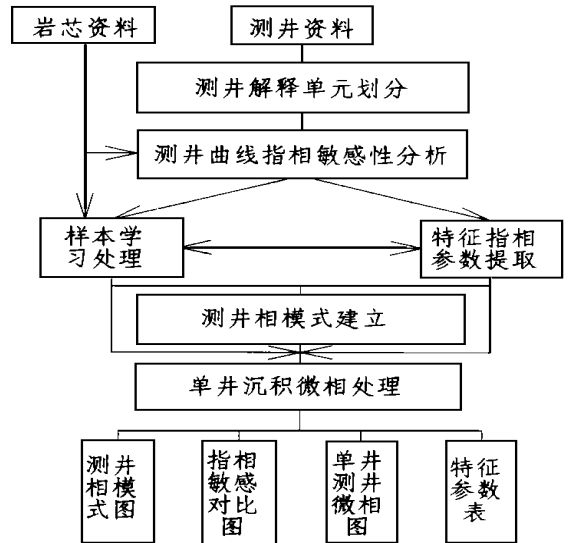


图 1 测井沉积微相研究流程图

Fig. 1 Processing flow of microfacies study from well logs

表 2 测井沉积微相特征参数模式

Table 2 Models of microfacies characteristic parameters from well logs

测井相类	特征参数									沉积微相
	对称性质	凹凸性质	峰值位置	峰值个数	平均幅度	分布面积	分形维数			
1	0.35~0.45	-0.05~ -0.15	0.55~ 0.65	0.05~ 0.20	1.20~ 2.0	1.5~ 2.0	1.55~ 1.60			主河道
2	0.40~ 0.55	0.75~ 0.85	0.60~ 0.75	0.20~ 0.50	1.0~ 1.35	1.25~ 1.75	1.60~ 1.70			次河道
3	0.45~ 0.65	0.80~ 1.0	0.80~ 0.90	0.45~ 0.75	0.35~ 0.65	0.35~ 0.65	1.40~ 1.45			道间高地
4	0.35~ 0.50	-0.35~ 0.35	0.20~ 0.65	0.05~ 0.25	0.75~ 1.0	1.0~ 1.25	1.45~ 1.55			分支河道
5	0.40~ 0.55	-0.05~ 0.40	0.40~ 0.75	0.25~ 0.35	0.60~ 0.85	0.95~ 1.05	1.35~ 1.40			分支次河道
6	0.25~ 0.40	0.65~ 0.75	0.50~ 0.60	0.70~ 0.90	0.40~ 0.50	0.35~ 0.75	1.20~ 1.30			分支河道间
7	0.50~ 0.60	0.0~ 0.20	0.60~ 0.75	0.70~ 0.75	0.30~ 0.40	0.15~ 0.45	1.0~ 1.25			前缘席状砂
8	0.40~ 0.65	-0.01~ 0.05	0.90~ 1.0	0.85~ 1.0	0.10~ 0.30	0.0~ 0.15	1.30~ 1.35			浅湖亚相

给定一个输入向量  $X(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 则各层的输出满足:

$$Y = F \left[ \sum_{k=1}^{n_2} W_0(k) \times V_k + CW_0 \right],$$

$(k = 1, \dots, n_2)$

$$V_k = F \left[ \sum_{j=1}^{n_1} WH_2(k, j) \times U_j + CW_2(j) \right],$$

$(j = 1, \dots, n_1)$

$CW_0$  隐层二与输出层的阈值  
 $WH$  隐层之间的权值  
 $CW_2$  隐层之间的阈值  
 $WH$  输入层与隐层之间的权值  
 $CW_1$  输入层与隐层之间的阈值

$\mu_0$  神经元的阈值  
 $\theta_0$  S型函数的平滑因子

神经网络对样本学习的算法采用误差反传算

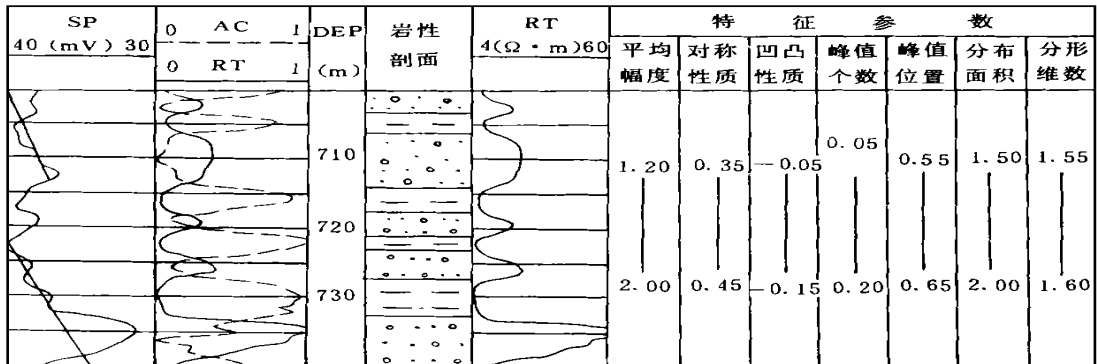


图 2 长北主河道模式

Fig. 2 Changbei main channel model

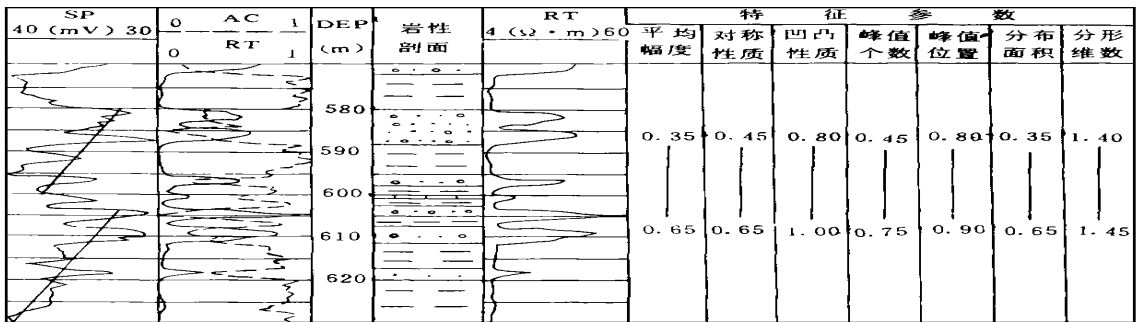


图 3 长北道间高地模式

Fig. 3 Changbei Plateau between channels

$$U_j = F \left[ \sum_{i=1}^n WH_1(j, i) \times X_i + CW_1(j) \right],$$

$(j = 1, \dots, n)$

式中: Y 输出的沉积微相类型

F S型函数, 可由  $F(x) = 1 / [1 + e^{-(\mu_0 + x) \theta_0}]$  计算得出

$W_0$  隐层二与输出层的权值

法。先输入学习样本, 正向计算各中间层和输出层的值, 再计算传播误差, 若样本不收敛, 则从输出层开始, 反向修改各层之间连接权值大小; 接着又一次正向计算隐层和输出层的值, 若样本不收敛, 又反向修改权值。如此反复, 直至样本全部收敛。这时, 上述公式中的权值和阈值已全部确定。

### 3.4 测井曲线分数维计算

分形是指极不规则、极不连续、极不光滑、破碎

的图形。分形几何就是研究这种图形形态的。分形的数字特征就是分数维。

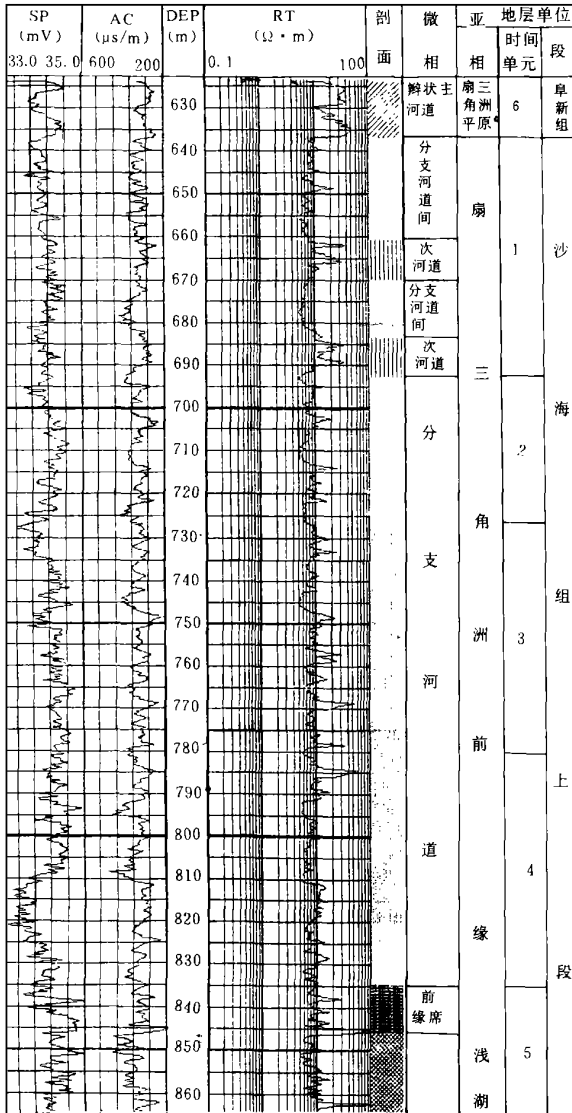


图 4 长北 A井测井沉积微相图

Fig. 4 Microfacies of the Changbei-A well

假设被测物理量为 X,度量尺度为 r,度量的数值为 N(r),度量单位为 r<sup>D<sub>0</sub></sup>,其中 D<sub>0</sub>为 x的维数,设余量为 f(r),则应有:

$$\frac{X}{r^{D_0}} = N(r) + f(r) \approx N(r)$$

由此可得分数维的一般定义<sup>[1]</sup>:

$$D_0 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln N(r)}{\ln(1/r)}$$

分形有简单分形和复合分形之分,测井曲线属于多重分形的范畴。参照上面的定义,将要处理的某

一层段的曲线所在的平面网格化,曲线所经过的网格数为 N,纵向划分的网格份数为 δ,以小网格的大小为度量尺度,可以得出计算测井曲线分数维 df的公式:

$$df = \ln N / \ln W$$

$$df = \ln N / \ln \delta$$

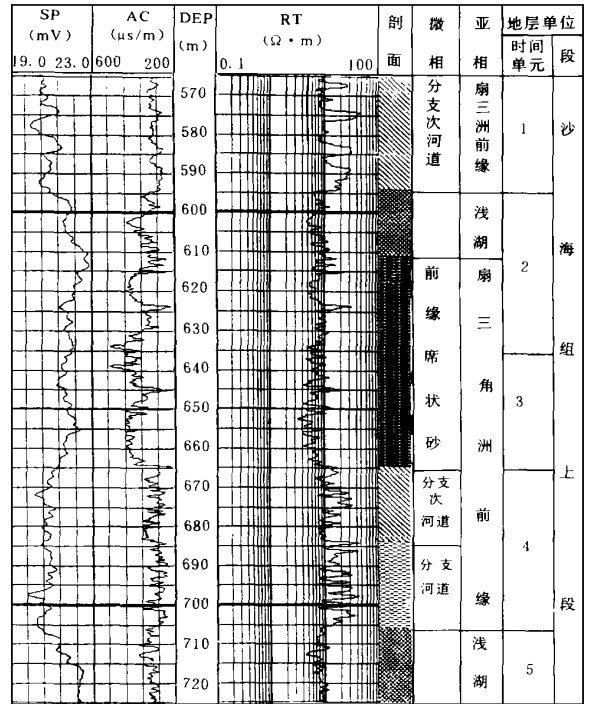


图 5 长北 B井测井沉积微相图

Fig. 5 Microfacies of the Changbei-B Well

### 3.5 相模式建立及单井全井段处理

以关键井岩芯描述的沉积微相模式作为学习样本,对神经网络进行训练,确定出研究区内典型沉积微相的测井响应模式及特征向量,即测井相模式。根据这些测井相模式,通过神经网络的模式识别对研究区的非取芯井段连续处理,最终给出沉积微相解释结论。图 1为测井沉积微相研究流程图。

## 4 应用实例

根据上述方法原理编制了测井沉积微相人机联作解释软件,并对辽河油田长北地区沙海组上段—阜新组下段地层进行了测井沉积微相划分。研究中选择了区内 18口井,其中 2口井为系统取芯井。通过曲线指相敏感性分析,我们选取了 SP AC和 RT 曲线和全部七个特征参数进行沉积微相解释

根据岩芯的沉积微相描述,并结合全区的沉积

背景及测井曲线特征,总结出了 8 种测井沉积微相模式<sup>〔3〕</sup>,如表 2

图 2 为其中的主河道模式,特点为:岩性以砾岩、砾状砂岩、含砾砂岩和砂岩组成,构成多期加积正韵律;SP 曲线呈箱形或钟形,上半部明显表现为前积特点;RT 曲线表现为对称箱形;AC 与 RT 迭合曲线表现为向上变细变薄的序列组合。

图 3 为道间高地模式,其特点为:岩性为多期含砾砂岩、砂岩和泥岩组合;SP 曲线为多期齿状漏斗型,表现为反韵律特点;RT 曲线为平行指状或齿状,显示的高电阻率对应砾岩层;RT 与 AC 迭合曲线表现为多期向上变粗变厚的序列特点。

用以上 8 种测井相模式为标准,对研究区内 18 口井的沙海上段—阜新下段进行了测井沉积微相处理与解释,在 2 口取芯井中,处理结果与岩芯分析结果完全吻合,符合率为 100%;其它非取芯井处理结果与地质解释结果的平均符合率为 84.8%。图 4 图

5 为其中 2 口井的处理成果图。

## 5 结论

从测井曲线中可以提取出反映地层沉积信息的多种特征参数;用神经网络识别方法在取芯井中建立各类已知沉积微相的测井响应模式,并将其推广到非取芯井段,进行全井段连续沉积微相人机联作解释,在辽河油田应用,取得了良好的效果。

## 参 考 文 献

- 〔1〕 林鸿溢等.分形论—奇异性探索.北京:北京理工大学出版社,1992,64~72
- 〔2〕 周继成等.人工神经网络.北京:科学普及出版社,1993,47~66
- 〔3〕 王寿庆.扇三角洲模式.北京:石油工业出版社,1993,6~24
- 〔4〕 Philip D W. Neural computing—Theory and practice, New York, 1989, 43~59.

# Application of the Neural Network and Fractal Geometry in Sedimentary Environment Study from Well Logs

Jiao Cuihua<sup>1</sup> Zhang Fuming<sup>1</sup> Li Hongqi<sup>1</sup> Shao Cairui<sup>1</sup>  
Bai Yanbin<sup>1</sup> Zhang Juxing<sup>2</sup> Cao Feng<sup>2</sup> and Wang Zhazhong<sup>2</sup>

1 (Petroleum University, Dongying 257062)

2 (Liaohé Petroleum Comp. panjin 124010)

## Abstract

Making use of new mathematical methods such as artificial neural network, fractal geometry and pattern identification, following a geologist's mode of thinking, the research to interpret microfacies from the log data was carried out. A software of human-computer interactive interpretation was developed under workstation. Combined the superiority of workstation in calculating speed, human-computer interactive ability and drawing with the interpreter's experience and judgement, it provided new technical means and admirable computer assistant tools for the interpretation of microfacies from the log data. The principal ideas were presented as follows.

### ● Sensitivity Analysis

Several log traces were recorded in a well. But which of them are important in recognizing microfacies? In order to answer this question, sensitivity analysis was made according to orthogonal test and important log curves were given out.

### ● Attribute Abstraction

Seven attributes were abstracted from the important log curves. They are

① average grain size; ② sedimentary rhythm; ③ sedimentary energy variation; (Continued on page 102)