

自组织竞争人工神经网络 在砂岩型铀矿测井数据解释中的应用

徐建国¹, 吴显礼¹, 王卫国²

(1. 核工业 216 大队, 新疆 乌鲁木齐 830011; 2. 核工业 243 大队, 内蒙古 赤峰 024006)

[摘要] 详细介绍了自组织竞争人工神经网络模型结构、原理和钻孔岩性自动识别过程, 给出了神经网络模型在钻孔岩性自动识别过程中的有效性实例。自组织竞争人工神经网络具有自组织能力、自适应能力和较高的容错能力; 与 BP 算法相比较, 计算量小, 收敛速度快, 且不需要已知的先验信息而自动确定分类类别。钻孔岩性识别结果与岩心地质编录的对比试验表明, 在砂岩型铀矿测井数据的解释中, 应用自组织竞争人工方法可较好地完成钻孔岩性自动分类。

[关键词] 砂岩型铀矿; 自组织竞争神经网络; 测井数据解释; 岩性识别

[中图分类号] P631.8⁴; P619.14 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1672-0636(2008)02-0114-05

Application of self-organizing competition artificial neural network to logging data explanation of sandstone-hosted uranium deposits

XU Jian-guo¹, WU Xian-li¹, WANG Wei-guo²

(1. Geologic Party No.216, CNNC, Urumqi, Xinjiang 830011, China;

2. Geologic Party No.243, CNNC, Chifeng, Inner Mongolia 024006, China)

Abstract: The article describes the model construction of self-organizing competition artificial neural network, its principle and automatic recognition process of borehole lithology in detail, and then proves the efficiency of the neural network model for automatically recognizing the borehole lithology with some cases. The self-organizing competition artificial neural network has the ability of self-organization, self-adjustment and high permitting errors. Compared with the BP algorithm, it takes less calculation quantity and more rapidly converges. Furthermore, it can automatically confirm the category without the known sample information. Trial results based on contrasting the identification results of the borehole lithology with geological documentations, indicate that self-organizing artificial neural network can be well applied to automatically performing the category of borehole lithology, during the logging data explanation of sandstone-hosted uranium deposits.

Key words: sandstone-hosted uranium deposits; self-organizing competition neural network; logging data explanation; lithologic identification

[收稿日期] 2007-12-25; **[修回日期]** 2008-03-28

[作者简介] 徐建国(1973—), 男, 江苏丹阳市人, 工程师, 主要从事地球物理测井技术研究工作。

E-mail: Urmqxjg@21cn.com

在可地浸砂岩型铀矿勘查中,钻探作为主要勘查技术手段之一,而测井资料的解释是获取钻孔中地质信息的重要手段。传统的测井解释方法是建立在线性假设和统计分类的基础上,需要凭借丰富的专家经验和地质知识来建立测井响应方程和统计经验公式,存在人为因素影响和不精确性。由于实际地层的非均质性,用线性测井响应方程和统计经验公式,很难表征地层的真实特性。近年来,人工神经网络在测井解释中广泛应用,其不同于传统的测井数据解释方法,它具有强抗干扰能力和非线性映射能力,对于解决非均质地层的非线性映射问题具有良好的应用效果。本文将自组织竞争人工神经网络应用于砂岩型铀矿钻孔测井数据解释,进行沉积岩性识别,取得了较好的应用效果。

1 综合测井数据识别岩性能力分析

在砂岩型铀矿地球物理测井中,用于岩性识别的主要测井参数有:天然 γ (GR)、密度(DEN)、三侧向视电阻率(LL3)、自然电位(SP)、声波时差(SDT)、井径(CAL)等,每一种参数对不同地层的岩性响应程度不同。通过地球物理测井采集的多参数测井数据信息,可以建立钻孔岩性与测井参数的映射方程。设论域 u 为被分类的岩性对象,而每个岩性对象 x_i 又可以用 n 个测井参数指标进行描述,即:

$$u = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n) \quad (1)$$

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \quad (2)$$

由(1)、(2)式可以得到测井数据组成的原始矩阵(3),矩阵中的行代表测井参数,其输出对应被分类的岩性对象。

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

2 自组织竞争人工神经网络模型

人工神经网络方法在测井岩性识别领域中已广泛应用,大部分都采用BP神经网络,但该网络的应用前提是必须具备相当数量的已知样本;但基本BP算法也存在一些局

性^[1-2,4],比如网络训练的收敛速度很慢,容易陷入局部极小值点,也容易陷入Sigmoid函数的饱和区,网络的学习和记忆不稳定等;它的一些改进算法也很复杂,网络本身是在有监督模式下的学习,网络需要一个目标模式来定义正确的网络行为。

对一个新开辟的铀矿找矿区域而言,样本数量较少,获取标准样本困难,还存在岩心采取率低的情况,用已知样本的学习来识别未知样本就显得无能为力。鉴于砂岩型铀矿测井数据解释的特殊性,本文选取了自组织竞争人工神经网络来完成综合测井数据的解释,更好地实现钻孔中岩性的划分。由于该网络是以无教师教学的方式进行网络训练,具有自组织功能,网络通过自身训练,自动对输入模式进行分类,让网络竞争层中的各种神经元通过竞争来获取对输入的响应机会,最后仅剩一个神经元成为竞争的获胜者,并对那些与获胜神经元有关的各连接全部朝着更有利于它竞争的方向调整,这一获胜神经元的输出则代表对输入模式的分类。

2.1 自组织竞争人工神经网络结构

基本的自组织竞争学习网络(图1)由两个层次组成,即输入层次(输入测井数据信息)与竞争层次(岩性分类模式)。在竞争层次中,神经元之间相互竞争,最终只有一个或几个神经元活跃,以适应当前的输入样本,竞争胜利的神元就代表着当前输入样本的分类模式。

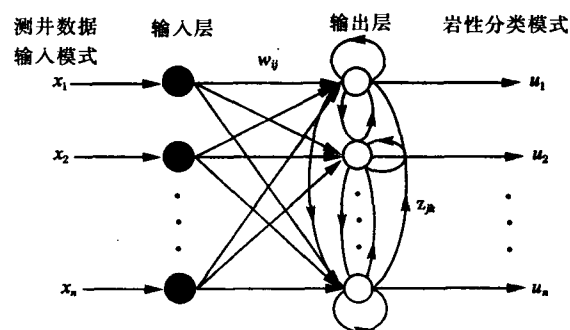


图1 基本自组织竞争学习网络结构

Fig. 1 Network structure of basical self-organizing competition

2.2 自组织竞争人工神经网络原理^[2,5-6]

从图1可以看出网络结构层内权值分为两类:一类是输入节点 i 至神经元 j 的权值 w_{ij}

($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$), 这些权值量可以通过训练被修正; 另一类是竞争层中相互抑制的权值 $z_{jk}(k=1, 2, \dots, m)$, 这类权值是固定不变的, 且应满足一定的分布关系, 如距离相近的抑制强, 距离远的抑制弱。此外, 它们是一种对称权值 $z_{ij}=z_{ji}$, 即有相同神经元之间的权值起加强的作用, 即可满足 $z_{11}=z_{22}=z_{mm}>0$; 而不同神经元之间的权值相互抑制, 对于 $k \neq j$ 时, $z_{jk}<0$ 。网络的输入向量为 $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 对竞争网络的输出变量为 $u=[u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 。由于竞争网络中含有两种权值, 因此, 竞争层中各神经元激活函数的加权输入和也分为两部分。一部分来自输入节点的加权输入, 另一部分来自竞争层内相互抑制的加权输入。对于第 j 个神经元有:

来自输入节点的加权输入和为:

$$w_i = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (4)$$

及来自竞争层互相抑制的加权输入和为:

$$z_j = \sum_{k \in D} z_{jk} f(u_k) \quad (5)$$

(5)式中的 D 表示竞争层中含有神经元节点的某个区域, 如果 D 表示的是整个竞争层, 则竞争后只能有一个神经元兴奋而获胜; 如果竞争层被分成若干个区域, 则竞争后每个区域可产生一个获胜者。

$f(u_k)$ 为一 S 型激活函数。

如果在竞争后, 第 j 个节点获胜, 则有 $k=j, u_k=1$, 而其他的节点输出均为零。即 $u_k=0, k=1, 2, \dots, m; k \neq j$, 此时

$$z_j = \sum_{k=1}^m z_{jk} f(u_k) = z_{jj} > 0 \quad (6)$$

如果在竞争后, 第 j 个节点失败, 而获胜的节点为 l , 则有 $k=l, u_k=1$, 而其余的节点输出 $u_k=0, k=1, 2, \dots, m, k \neq l$, 此时

$$z_j = \sum_{k=1}^m u_{jk} f(u_k) = w_{jl} < 0 \quad (7)$$

所以, 对网络竞争层各节点的加权输入总和和

$$\begin{cases} S_j = w_l + w_{ll} (\text{对于获胜节点 } l) \\ S_k = w_j - |w_{kl}| (\text{对于其他失败的节点 } i=1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (8)$$

由式(8)可知, 经过竞争后获胜节点的加权输入总和为最大, 即网络的输出为

$$u_k = \begin{cases} 1 & s_k = \max(s_i, i=1, 2, \dots, m) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

由于在网络学习的过程中, 只修正输入层各输入节点与竞争中各神经元的连接权值 w_{ij} , 而竞争层内的权值 z_{jk} 是固定不变的, z_{jk} 对改善的结果只起到了加强或削弱作用, 即对获胜节点增加一个正值, 使其更能获胜, 若对失败节点增加一个负值, 使其更无法获胜。然而, 对改变节点竞争结果起决定性作用的还是输入层的加权和 w_i 。

即

$$w_{\text{胜}} = \max \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \right) \quad (10)$$

2.3 自组织竞争人工神经网络软件的开发

在 MATLAB 语言基础上, 内嵌 C++ 语言编写的读入程序(读取多参数测井信息数据文件的数据), 再用 MATLAB 语言实现自组织竞争神经网络算法^[6,8], 进而对多参数测井信息进行岩性识别、分层。

2.4 钻孔中岩性的自动识别过程

在对测井资料进行岩性自动识别的数据处理过程中, 首先将测井数据集提供给输入层神经元, 然后自组织层和判别层神经元进行兴奋与抑制的争竞, 直到网络稳定, 从而将输入测井数据分成数类, 并通过以下步骤实现各分类模式与岩相的匹配。

(1)在取心井段, 用自组织神经网络对测井数据进行分类, 建立模式号与具体钻孔对应岩性的关系。

(2)按照上述对应关系, 在网络输出层分类后, 直接转化为相应的岩性。

(3)为保证相同测井特征的数据, 在网络每次运行时均以一类码输出, 随机给定的初始权值在每次运行时保持不变。

利用自组织竞争神经网络进行钻孔岩性分类, 不必对输入的测井数据进行统计, 只要将网络自动分类号与相应的岩性对应, 即可在全区实现自动岩性分类识别。

3 应用实例

以吐哈盆地十红滩地区多参数测井数据

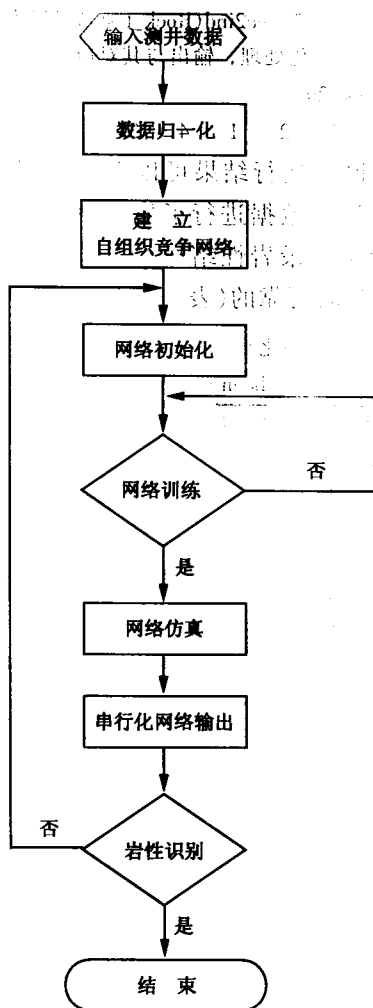


图2 岩性识别流程图

Fig. 2 Flow chart of lithology identification

为例,应用自组织竞争网络来进行钻孔岩性自动分类。

研究区主要以沉积岩为主,盖层为中下侏罗统水西沟群(J₁₋₂sh)、古近纪—古新世鄯善群(E₁₋₂sh)和第四系(Q);需要识别和区分的岩性有:泥岩、煤层、砂岩、钙质砂岩^[3]。研究区内与岩性相关的主要测井参数有6种:即天然 γ (GR)、密度(DEN)、自然电位(SP)、三侧向电阻率(LL3)、井径(CAL)、声波时差(SDT)。该地区的测井参数其特征如下:泥岩为低电阻率、较高天然 γ 、高井径;煤层为低密度、低天然 γ 、高电阻率;砂岩为较低天然 γ 、较高电阻率;钙质砂岩为较低的声波时差等。

应用自组织竞争神经网络识别岩性的流程如图2所示。本文选取了十红滩地区

某钻孔的部分测井数据,在应用自组织竞争神经网络对测井数据进行处理前,笔者利用标准差标准化方法对所有的测井数据进行了归一化(表1)。利用自组织竞争神经网络对获取的测井数据样本进行了岩性自动分类,通过现场大量测井数据的试验及岩性识别效果分析,建立了划分岩性的基本参数设置,用于学习的训练参数设为0.1,训练次数为200次;利用该神经网络共识别出5类,通过与钻孔岩心柱状图对比,建立了如下分类号与钻孔岩性的对应关系:1—钙质砂岩;2—细砂岩;3—煤层;4—粗砂岩;5—泥岩。

自组织竞争神经网络程序运行结果如下:

```
>> Rock_Sort=sim(net, Sample)//对测井数据进行仿真测试处理
```

```
Rock_Sort =
```

```
(5, 1)      1
(5, 2)      1
(2, 3)      1
(2, 4)      1
(1, 5)      1
(1, 6)      1
(4, 7)      1
(4, 8)      1
(3, 9)      1
(3, 10)     1
```

```
>> Rock=vec2ind(Rock_Sort)//对仿真测试数据进行串行化处理,输出与其对应的岩性分类号
```

```
Rock =
```

```
5 5 2 2 1 1 4 4 3 3
```

为了验证网络进行岩性自动识别的准确性,采用同一研究区其他钻孔的部分测井数据进行测试(表2)。根据专家现场编录岩性资料,选取了与其相对应的测井数据来进行验证。

用于仿真测试的自组织竞争神经网络程序及其运行结果如下:

```
Test_Sample=[
```

```
0.052 3 0.318 3 0.255 1 0.246 3 0.229 9 0.232 3;
0.071 6 0.213 9 0.248 9 0.228 7 0.225 7 0.229 5;
0.521 9 0.199 0 0.111 1 0.234 7 0.228 8 0.263 6;
0.120 4 0.241 2 0.209 4 0.215 3 0.230 1 0.243 9;
0.176 2 0.039 8 0.283 8 0.229 1 0.236 3 0.145 4];
```

```
//经归一化后的样本数据
```

>> Rock_test=sim(net, Test_Sample)//对样本数据进行仿真测试处理

Rock_test =

(5, 1) 1
(2, 2) 1
(1, 3) 1
(4, 4) 1
(3, 5) 1

>> Rock_2=vec2ind(Rock_test)//对样本仿真测试数据进行串行化处理, 输出与其对应的岩性分类号

Rock_2=

5 2 1 4 3

从网络运行结果可以看出, 网络成功地
对仿真测试数据进行了岩性模式分类, 其结
果与专家编录岩性结果相吻合, 可见网络的
性能是比较可靠的(表 2)。

表 1 识别岩性的测井数据(数据已经归一化)

Table 1 Logging data for identifying lithology (data have been normalized)

| 编号 | LL3 | GR | SDT | CAL | SP | DEN | 网络输出 | 网络识别岩性 | 专家编录岩性 |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|------|--------|--------|
| 1 | 0.052 2 | 0.315 9 | 0.252 7 | 0.245 5 | 0.229 9 | 0.235 3 | 5 | | |
| 2 | 0.052 2 | 0.318 3 | 0.256 0 | 0.244 9 | 0.229 9 | 0.233 1 | 5 | 泥 岩 | 泥 岩 |
| 3 | 0.071 8 | 0.208 9 | 0.248 9 | 0.228 7 | 0.225 7 | 0.227 6 | 2 | 细砂岩 | 细砂岩 |
| 4 | 0.075 0 | 0.208 9 | 0.248 9 | 0.228 7 | 0.225 7 | 0.226 6 | 2 | | |
| 5 | 0.508 9 | 0.199 0 | 0.119 5 | 0.239 0 | 0.228 8 | 0.261 8 | 1 | 钙质砂岩 | 钙质砂岩 |
| 6 | 0.518 7 | 0.199 0 | 0.127 5 | 0.232 1 | 0.228 7 | 0.262 7 | 1 | | |
| 7 | 0.120 7 | 0.238 8 | 0.210 4 | 0.215 3 | 0.229 9 | 0.241 4 | 4 | 粗砂岩 | 中砂岩 |
| 8 | 0.120 7 | 0.243 7 | 0.209 4 | 0.215 3 | 0.230 3 | 0.247 0 | 4 | | |
| 9 | 0.176 1 | 0.034 8 | 0.283 8 | 0.227 9 | 0.236 3 | 0.147 8 | 3 | 煤 层 | 煤 层 |
| 10 | 0.176 1 | 0.044 8 | 0.283 3 | 0.229 5 | 0.236 3 | 0.145 8 | 3 | | |

表 2 仿真测试的样本测井数据(数据已经归一化)

Table 2 Logging sample data of simulation test (data have been normalized)

| 编号 | LL3 | GR | SDT | CAL | SP | DEN | 网络输出 | 专家编录岩性 |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|------|--------|
| 1 | 0.052 3 | 0.318 3 | 0.255 1 | 0.246 3 | 0.229 9 | 0.232 3 | 5 | 泥岩 |
| 2 | 0.071 6 | 0.213 9 | 0.248 9 | 0.228 7 | 0.225 7 | 0.229 5 | 2 | 细砂岩 |
| 3 | 0.521 9 | 0.199 0 | 0.111 1 | 0.234 7 | 0.228 8 | 0.263 6 | 1 | 钙质粗砂岩 |
| 4 | 0.130 4 | 0.241 2 | 0.209 4 | 0.205 3 | 0.230 1 | 0.243 9 | 4 | 粗砂岩 |
| 5 | 0.176 2 | 0.039 8 | 0.283 8 | 0.229 1 | 0.236 3 | 0.145 4 | 3 | 煤层 |

4 结 论

本文采用的自组织竞争人工神经网络具有自组织能力、自适应能力和快速的特点, 不需要对已知样本进行训练, 可以自动对多参数测井曲线进行分类, 从而划分出钻孔中对应的不同岩性。钻孔岩性识别结果与岩心编录结果的对比, 表明应用该网络能较可靠地对钻孔中各种岩性的测井响应进行自动划分。在砂岩型铀矿勘查领域, 自组织竞争人工神经网络方法是一种有效的岩性自动划分方法, 在无岩心钻探测井数据解释中的应用前景十分广阔。

[参考文献]

[1] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清

华大学出版社, 1999.

- [2] 高 隼. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [3] 王保群. 吐哈盆地层间氧化带砂岩型铀矿成矿条件分析及远景预测[J]. 铀矿地质, 2000, 16(6): 321—326.
- [4] Simon Haykin. Neural networks: A comprehensive foundation[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [5] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992.
- [6] 何明一. 神经计算: 原理、语言、设计、应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992.
- [7] 谢季坚, 刘承平. 模糊数学方法及其应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2000.
- [8] 施晓红, 周 佳. 精通 GUI 图形界面编程[M]. 北京: 北京大学出版社, 2003.