

基于径向基过程神经网络的储层岩性识别^①

秦研博¹, 许少华^{1,2}

¹(东北石油大学 计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

²(山东科技大学 信息科学与工程学院, 青岛 266590)

摘要: 识别并评价油气储层是油田勘探开发工作中至关重要的部分, 而目前现有的岩性识别方法一般不能表述地层的非均质性, 也没有考虑到地层参数随着深度而变化所产生的影响. 本文提出一种基于径向基过程神经网络的岩性识别模型, 并用实际数据进行了验证. 实验结果表明, 所提出的方法有着较高的识别率, 是一种可以实际应用的方法.

关键词: 径向基过程神经元; 神经网络; 岩性识别

Lithology Identification Based on Radial Basis Process Neural Network

QIN Yan-Bo¹, XU Shao-Hua^{1,2}

¹(Institute of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

²(College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Identification and evaluation of oil and gas reservoirs is an essential part in the work of oil exploration and development. Generally speaking, the existing lithology identification methods can't be expressed in formation heterogeneity, the impact of layer parameters varies with depth arising is not taken into account. This paper presents a model of lithologic identification based on radial basis process neural network, which is verified by the actual data. The experimental result shows that the proposed method has a high recognition rate, and it is a practical application method.

Key words: radial basis process neural network ; neural network; lithology identification

如何发现油气储层并准确评价油气储层及其产量是油气田勘探开发工作中不可或缺的部分. 因此储层岩性识别作为发现、评价油气储层的核心部分, 显得尤其重要. 最初, 储层岩性识别工作都是在专业的实验室内做的, 直接从取芯井中取出岩芯, 采用物理或者化学方法进行储层的定性与定量描述, 虽然得到了十分精确的储层评价结果, 但是缺点也很突出, 该方法对时间与经费的消耗是巨大的. 随着科学技术的发展, 地球物理测井技术改善了这一现状, 利用测井资料进行储层评价已经成为一种快速、低耗和广泛的方法. 常规测井资料测量了地层的放射性、密度、孔隙度、自然电位、微电位电阻率、微梯度电阻率等数据. 这些参数是地层岩性、物性和含油性的单一响应或综合响应, 因此, 利用测井资料做岩性识别是可行的^[2,5,6,8-12].

交会图法就是一种常规测井资料识别地层岩性的

方法, 特点是使用方便、快捷, 因此被科研人员广泛采用. 但是常规测井数据处理方法是以线性的数学方法作为运算的理论基础, 而实际情况中, 地层往往表现出非均质性的特性. 此时再运用线性的方法来确定测井资料与地层岩性之间的关系, 就是人为的简化了实际地层情况, 将地层视为均质性了, 因此, 用线性模型进行岩性判别描述, 会导致较多的误判情况. 而且在实际工作中, 工作人员的经验也是十分重要的, 往往经验丰富, 对区块地层实际情况比较熟悉的人员才能够对地层岩性的判别有比较高的正确率. 所以从实际结果来看, 现有的方法并不理想, 而随着科学技术的发展, 运用人工智能技术来做模式识别的方法越来越被科研人员所重视. 神经网络就是目前发展比较成熟的一种用于模式识别的人工智能方法, 人工神经网络的数学理论基础是非线性的, 因此能够较好的

① 收稿时间:2016-06-28;收到修改稿时间:2016-07-27 [doi: 10.15888/j.cnki.csa.005649]

表述地层的非均质性, 同时结合区域岩心资料、录井资料和人为经验, 建立合适的非线性数学模型, 可以更加高效准确的识别岩性.

运用普通神经网络做岩性识别, 前人已经做了不少研究. 但是普通神经网络的输入输出是几何点式的, 模型中使用某个深度的测井曲线值代表整个小层的岩性, 没有考虑到在实际情况下, 小层内的测井曲线值是随着深度的变化而变化的, 单纯的用确定的某个深度的值代表整个小层并不是十分准确的. 因此本文提出一种过程神经网络模型, 考虑到整个小层内的测井曲线值的变化, 将一整段测井曲线作为输入并结合人为经验选取训练数据与指标来训练模型. 最终实验结果表明, 该模型用来做岩性识别取得了较好的结果, 是一种较好的方法, 该方法能够为工作人员提供较高价值的参考, 更好的识别油气层, 服务于测井解释.

1 径向基过程神经元

径向基神经网络的起源要追溯到 1985 年, 当年由 Powell 提出了多变量差值的径向基函数方法(Radical Basis Function, RBF). 而在 1988 年 Broomhead 和 Lowe 最先将径向基函数应用于人工神经网络的设计, 构成了径向基函数神经网络. 该网络是一种前馈型神经网络, 通过改变神经元非线性变换函数的参数以实现非线性映射, 由此导致连接权调整的线性化以提高网络的学习速度. 该网络能够以任意精度逼近任意连续函数, 特别适合于解决分类问题^[4].

2000 年, 何新贵院士提出了过程神经网络模型. 而后, 许少华提出径向基过程神经网络模型^[1,3]. 该网络模型是一种 3 层前向结构. 第 1 层为输入层, 由过程信号源节点组成, 完成过程信号向网络的输入; 中间层为过程神经元隐层, 变换函数为径向基核函数, 完成对输入过程信号的聚合运算; 第 3 层为输出层, 对输入的过程信号做出响应.

1.1 径向基过程神经元模型

径向基过程神经元是由时、空二维聚合以及径向基核函数变换等部分组成. 单个径向基过程神经元的模型如图 1 所示.

其中, $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ 为径向基过程神经元在过程区间上的输入函数, \int 为某种过程累积算子, $K(\bullet)$ 为径向基过程神经元核函数.

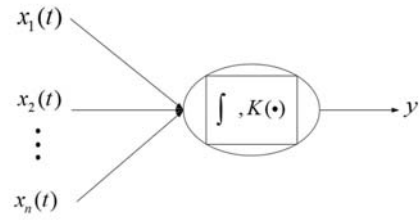


图 1 径向基过程神经元

径向基过程神经元输入与输出之间的关系为

$$o_j = \int K(\|X(t) - X^j(t)\|) dt \tag{1}$$

式中, $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ 是网络模型的输入, $X^j(t) = (x^j_1(t), x^j_2(t), \dots, x^j_n(t))$ 为径向基过程神经元的核中心函数; $\|\bullet\|$ 为某种范数, o_j 为径向基过程神经元 j 的输出.

1.2 径向基过程神经网络构建

径向基过程神经网络为一种 3 层前向结构. 输入层有 n 个节点单元, 完成过程信号的输入; 中间径向基过程神经元隐层有 m 个节点单元, 单元的变换函数是径向基核函数, 完成对输入信号的聚合运算; 输出层为隐层节点输出信号的线性加权和^[2]. 网络拓扑结构如图 2 所示.

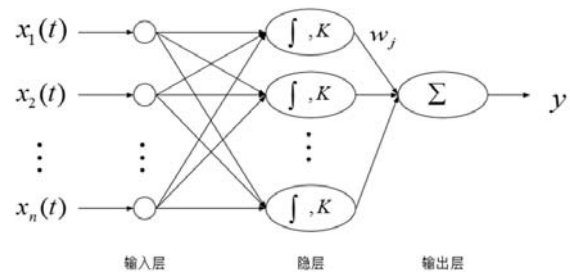


图 2 径向基过程神经网络

其中, $w_j (j=1, 2, L, m)$ 为输出层权系数, 为网络的可调参数. 设 $X(t) = (x_1(t), x_2(t), L, x_n(t))$ 为网络输入函数, $X^j(t)$ 为第 j 个径向基过程神经元核中心函数, $t \in [0, T]$; \int 取为 $[0, T]$ 的积分, 则径向基过程神经网络的输入与输出之间的关系为

$$F(X(t)) = \sum_{j=1}^m w_j \int_0^T K(\|X(t) - X^j(t)\|) dt \tag{2}$$

径向基神经网络的训练主要包括对径向基核函数 $K(\bullet)$ 中性质参数的调整, 确定径向基核中心函数 $X^j(t)$, 以及对输出层权系数的迭代修正, 使之在有

监督模式下,网络满足训练样本输入与输出之间的映射关系.

由于式中对于时间的聚合运算过程十分复杂,为此,在输入空间 $L^2[0, T]$ 中引入函数正交基,将输入函数进行正交基展开,利用基函数的正交性,简化聚合运算^[7]. 设 $b_1(t), b_2(t), \dots, b_L(t)$ 为输入空间中能够满足输入函数与核中心函数拟合精度要求的标准正交基函数, $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ 为输入空间中的任意函数,则 $x_i(t)$ 可表示为:

$$x_i(t) = \sum_{l=1}^L a_{il} b_l(t) \tag{3}$$

同理隐层第 j 个神经元的核中心函数可表示为基展开形式,即:

$$X^j(t) = (\sum_{l=1}^L a_{1l}^j b_l(t), \sum_{l=1}^L a_{2l}^j b_l(t), \dots, \sum_{l=1}^L a_{nl}^j b_l(t)), \tag{4}$$

其中, $j=1, 2, 3, \dots, m$.

根据式(2)(3)及基函数的标准正交性可得:

$$\int_0^T \|X(t) - X^j(t)\|^2 dt = (\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^L (a_{il} - a_{il}^j)^2)^{\frac{1}{2}} \tag{5}$$

因此,隐层第 j 个神经元的输出为:

$$o_j = K(\int_0^T \|X(t) - X^j(t)\|^2 dt) = K((\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^L (a_{il} - a_{il}^j)^2)^{\frac{1}{2}}) \tag{6}$$

1.3 网络模型学习规则

给定 K 个学习样本: $(x_{k1}(t), x_{k2}(t), \dots, x_{kn}(t), d_k)$, $k=1, 2, \dots, K$ 其中 d_k 为第 k 个样本在过程区间上的期望输出. 设网络对应于第 k 个样本的实际输出为 y_k , 网络误差函数定义为:

$$E = \sum_{k=1}^K (y_k - d_k)^2 \tag{7}$$

若径向基核函数取为高斯函数,即:

$$K(v) = \exp(-\frac{v^2}{2\sigma^2}) \tag{8}$$

式中, σ 称为 m 个核中心函数的平均离差,可由下式确定:

$$\sigma = d/\sqrt{2m} \tag{9}$$

$$d = \frac{1}{m} (\sum_{j=1}^m \int_0^T (X^j(t) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m X^j(t))^2 dt)^{\frac{1}{2}} \tag{10}$$

网络训练借鉴传统梯度下降算法,输出层权系数的学习迭代式为:

$$w_j(s+1) = w_j(s) - \eta \frac{\partial E(s)}{\partial w_j}, j=1, 2, \dots, m \tag{11}$$

其中 s 为学习迭代次数, η 为网络学习效率.

2 径向基过程神经元网络岩性识别模型

常用的测井曲线有 SP(自然电位)、RLLD(双侧向(深))、RLLS(双侧向(浅))、RXO(微球形聚焦电阻率)、RMN(微电位电阻率)、RMG(微梯度电阻率)、R25(2.5米底部梯度)、CAL(井径)、GR(自然伽马)、DEN(密度)等. 一般在做岩性识别的时候,根据实际工区概况,选取几个测井指标组合起来识别岩性. 本次实验数据来源于大庆油田采油一厂某区块,该区块主要以砂泥岩为主,选取了自然电位、微梯度电阻率、微电位电阻率三个指标来组合识别岩性. 本次实验选取了七口取芯井的解释资料,总共得到 382 个小层解释数据. 最终选取了 345 个小层数据作为有效数据,实验分类岩性为泥岩(分类代号 1)、粉砂岩(分类代号 2)和细砂岩(分类代号 3),随机选取其中 300 个小层数据作为训练数据,剩余 45 个小层数据作为测试数据. 部分数据如表 1 所示.

表 1 部分实验所用数据

序号	深度	RMN	RMG	SP
1	815.1	7.1084	6.3625	-10.2255
2	815.15	6.664	5.7147	-10.3068
3	815.2	6.4556	5.2156	-10.2966
4	815.25	6.5666	5.233	-10.256
5	815.3	6.3862	5.3118	-10.1543
6	815.35	6.1084	5.2418	-10.0628
7	815.4	5.8445	4.8741	-9.9713
8	815.45	5.7611	4.6552	-9.9205
9	815.5	5.7611	4.769	-9.9408
10	815.55	5.6223	4.5764	-9.9713
11	815.6	5.6222	4.3663	-10.0425
12	815.65	6.6081	5.5742	-10.1238
13	815.7	7.2471	6.2748	-10.2966
14	815.75	7.4	6.7826	-10.5101
15	815.8	6.1919	5.7323	-10.7236
16	816.7	8.15	6.3187	-14.4854
17	816.75	7.8445	6.1086	-14.3634
18	816.8	8.0527	6.3362	-14.1601
19	816.85	8.2194	6.6601	-13.9669
20	816.9	8.0528	6.7127	-13.7331

由于测井数据为离散测量值,选择离散 Walsh 函数系作为输入函数的拟合基函数. 模型设计最大迭代次数为 1000,精度为 0.0001,学习效率为 0.01. 通过修

改变实验数据的排序,随机选取训练数据和测试数据.共做了五组实验,最终实验结果,平均分类正确率达到92%,结果还是比较理想的,能够在实际应用中为工作人员提供有价值的参考.部分小层岩性识别实验结果如表2所示.

表2 部分小层岩性识别实验结果

小层序号	实际岩性代号	分类岩性代号
1	2	2
2	1	1
3	1	1
4	2	2
5	1	1
6	2	2
7	3	3
8	2	2
9	2	2
10	1	1
11	3	3
12	1	1
13	2	2
14	1	1
15	1	1
16	3	3
17	2	3
18	2	2
19	1	1
20	1	1

3 结语

由于工区地层呈现非均质性,地质情况比较复杂,传统的取芯方法识别并评价储层,代价太大,其他方法也没有考虑到实际的测井曲线会随着深度变化的情

况.本文提出的基于径向基过程神经网络模型,较好的表述了地层的非均质特性,又兼顾了测井曲线值变化产生的影响,达到了预期的结果,提高了岩性识别的精度.

参考文献

- 1 许少华,何新贵.径向基过程神经网络及其应用研究.北京航空航天大学学报,2004,1:14-17.
- 2 代青楼.薄差层厚度识别技术及其应用.大庆石油地质与开发,2015,34(4):152-157.
- 3 何新贵,梁久祯,许少华.过程神经网络的训练及其应用.中国工程科学,2001,3(4):31-35.
- 4 李盼池.过程神经网络模型及学习算法研究[硕士学位论文].大庆:东北石油大学,2004.
- 5 王洪涛.海拉尔盆地复杂岩性测井识别方法研究及应用[硕士学位论文].大庆:东北石油大学,2009.
- 6 赵罗臣.BP神经网络在测井解释不通岩性识别中的应用研究[硕士学位论文].杭州:浙江大学,2011.
- 7 许少华,何新贵.基于函数正交基展开的过程神经网络学习算法.计算机学报,2004,27(5):645-650.
- 8 顾玉君,申晓娟,吴爱红,等.泌阳凹陷南部陡坡带砂砾岩储层岩性识别研究.石油地质与工程,2009,23(2):40-42.
- 9 王宏建,李庆峰,赵杰,等.塔东古城地区碳酸盐储层测井评价.大庆石油地质与开发,2014,33(5):215-219.
- 10 宋梅远,张善文,王永诗等.沾化凹陷沙三段下亚段泥岩裂缝储层岩性分类及测井识别,2011,18(6):18-23.
- 11 王娜娜.神经网络在测井岩性识别中的应用[硕士学位论文].北京:北京化工大学,2009.
- 12 李庆峰,何雪莹,周彦球.营城组砂砾岩储层岩性及孔隙度求取技术.大庆石油地质与开发,2014,33(4):145-149.