

# 识别所钻地层的人工神经网络法应用

周劲辉 鄢泰宁 屠厚泽

(中国地质大学工程学院, 武汉 430074)

**摘要:** 对用人工神经网络方法来解决钻探生产的实际问题,在不取心的情况下识别所钻地层的岩性进行了研究. 根据钻探生产的特点,设计了人工神经网络的结构和输出方式,开发了人工神经网络识别所钻地层的软件,分析了影响人工神经网络应用效果各因素,在人工神经网络的优化设计方面作了较深入的研究. 研究表明:人工神经网络用于识别所钻地层有很好的效果;人工神经网络的参数,如学习率、隐含层层数、隐含层单元数和数据处理方式等对人工神经网络的应用效果有影响.

**关键词:** 钻探; 所钻地层; 识别; 人工神经网络.

**中图分类号:** P628<sup>+</sup>.3; P634.3<sup>+</sup>3 **文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-2383(2000)06-0642-05

**作者简介:** 周劲辉,男,在读博士,1971年生,1999年6月毕业于中国地质大学(武汉),获硕士学位,研究方向是钻探微机自动监测.

钻探是地质工作中耗资巨大的工程之一,钻探取上来的岩、矿心是区域地质填图、地层对比和找矿的原始依据. 虽然取心技术在不断进步,但是钻探生产中取不上来岩、矿心的现象时有发生,尤其是在某些特硬、特软或特别破碎的构造带中,在软硬互层的地层中,这种现象更为严重,而这类地层往往又是见矿的重要标志层. 因此很有必要寻找一种新的地层识别方法作为传统取心方法的补充. 当钻头进入新的地层后,能实时识别并显示所钻地层及其主要的物理力学性质,自动绘出所钻地层的剖面,并且可以根据所测到的钻进参数自动进行孔底工况的识别,以便及时让操作者了解孔内的情况,避免烧钻、卡钻等事故的发生.

随着检测技术和计算机技术的发展,国内外有不少科研机构开发了各种钻探微机智能监控系统,借助传感器采集到钻压、钻速、扭矩、机械振动等物理量的瞬时信息,而这些瞬时信息却反映了所钻岩层的物理力学性质和孔底的工况,如何利用这些瞬时信息显得尤为重要.

近年来,人工神经网络得到广泛的应用. 如用于机械故障的诊断和工况识别,以及语音、图像处理、

通讯、气象等方面;在石油勘探中可以利用人工神经网络进行地层识别和油、气层识别;在钻探中用人工神经网络建立钻压优化模型<sup>[1]</sup>等.

## 1 人工神经网络模型的确定

人工神经网络<sup>[2]</sup>(ANN-artificial neural network)是由大量简单的高度互连的处理元素(神经元)所组成的复杂网络计算系统,是模拟或学习生物神经网络(biological neural network)的信息处理模型.

人工神经网络的模型很多,根据钻探生产的特点,选用了误差回传神经网络——BP网络<sup>[3]</sup>. 误差回传神经网络(back-propagation neural network)是一种无反馈的前向网络,结构如图1所示. 网络中神经元分层排列;除了有输入层、输出层之外,还至

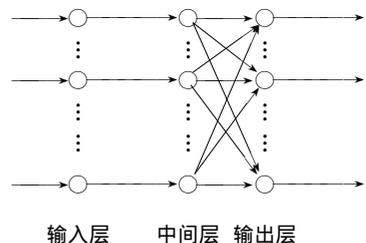


图1 BP神经网络结构模型

Fig. 1 Structure of BP neural network

少有一层隐蔽层. BP 网络的学习期由输入信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成. 在正向传播过程中如果输出层的输出与给出的学习样本希望输出不一致, 则计算输出误差, 转入误差反向传播过程, 将误差沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元之间的权值, 使得误差达到最小, 经过大量的样本的学习之后, 各层神经元之间的权值就固定下来了, 便可开始工作.

## 2 神经网络的设计

### 2.1 神经网络的结构设计

在钻探生产中, 通过传感器所采集到的各种动态信息包括孔深、机械钻速、转速、钻压、扭矩、泵量、泵压等参数. 反映岩石物理力学性质的参数主要有机械钻速、钻压、泵压和扭矩, 为了正确反映岩石随孔深的变化规律, 将孔深作为一个参数加以考虑. 拟采用三层无反馈的前向神经网络模型, 根据输入参数的个数不同, 采用如图 2 所示的人工神经网络模型.

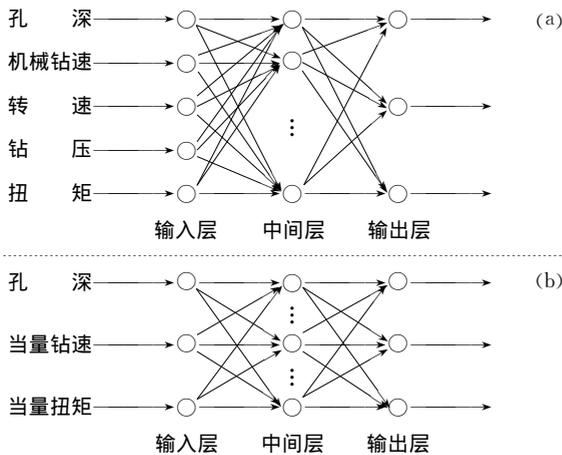


图 2 神经网络结构

Fig. 2 Structure of the ANN

第一种是如图 2a 所示: 输入层 5 个, 即孔深、机械钻速、转速、钻压和扭矩; 中间层 1 层, 神经元个数为 5 至 15 个; 输出层 3 个神经元, 分别代表岩层代码. 第二种人工神经网络型如图 2b 所示, 与第一种相比, 其主要区别在于输入层神经元的个数和它们所代表的物理量不一样. 该模型只有 3 个输入神经元, 分别为孔深当量钻速(即同一钻头在单位钻压下每转一圈的切入量)和当量扭矩(即同一钻头在单位钻压下

每转一圈的扭矩). 这样可消除钻进工艺参数的影响, 使网络的输入主要反映不同地层的钻进特征.

### 2.2 人工神经网络的识别结果和输出方式的设计

人工神经网络应能够识别多种岩石并用图像、文字等方式将其详细情况表示出来. 显示结果直观、美观, 便于操作. 因此操作应简单, 界面力求直观、友好, 以便工人熟练操作和推广使用. 为了满足以上输出结果的要求, 在人工神经网络的识别结果输出方式上作如下设计: (1) 用不同的代码表示不同的岩石, 如 001, 010, 100 等多种代码. (2) 用不同的图例显示识别结果, 便于操作者清楚直观地了解到岩层的变化情况. (3) 采用适当的坐标系, 拟将识别结果以及各钻探参数在同一坐标系中显示, 操作者可以详细地了解到在钻孔的各位置对应的钻探参数和钻孔岩石的变化情况.

## 3 神经网络在 W107 钻孔中的应用

现用山东煤田地质局三队 303 号钻机施工的煤田勘探孔—W107 钻孔现场钻探实际数据<sup>①</sup>来检验神经网络的应用效果. 取 W107 钻孔从 725 m 至 734 m 共 929 组数据中的 60 组数据为样本进行训练, 神经网络结构参数、训练参数的设置及训练结果如表 1 所示.

人工神经网络的识别的详细结果与原始数据对比情况如图 3 所示: 图中显示了泥岩、煤层和灰岩的厚度、起始位置及岩层交界处神经网络的应用效果. 从图中可以看出, 神经网络的应用效果总体来说比较理想.

## 4 影响神经网络应用效果的因素分析

神经网络在应用过程中受多种因素的影响, 现就以下几方面进行分析.

### 4.1 结构参数

神经网络的结构参数包括输入层单元数、输出层单元数、训练样本数和隐层层数. 一般来说, 样本数越多越好. 输入层单元数主要由数据处理的方法而定, 如前面所述, 可为 3 个或 5 个, 稍后将对其进行分析, 在此仅就输入层单元数为 5 个时隐层

<sup>①</sup>由山东煤田地质局三队提供.

表 1 人工神经网络结构参数、训练参数及训练结果

Table 1 Structure parameters, training parameters and training results of neural network

结构参数			训练参数				训练结果			
输入层单元数	隐层单元数	输出层单元数	学习率/ $\eta$	惯性系数/ $\alpha$	最大均方误差	最大迭代次数/次	均方误差	迭代次数/次	训练时间/s	训练效果
5	5	3	0.90	0.70	0.005	6 000	0.005	5 649	24	好
3	6	3	0.90	0.65	0.005	6 000	0.008	6 000	56	较好

注:结构参数由图 2 而定。

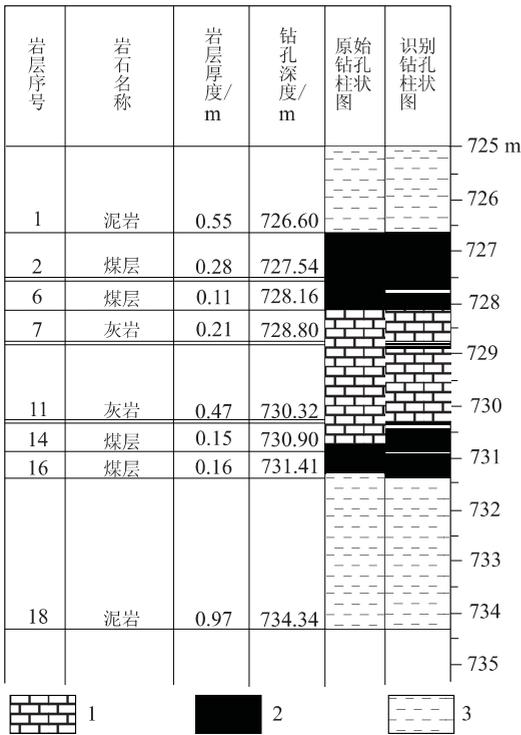


图 3 人工神经网络的应用效果

Fig. 3 Application effect of the ANN

1. 灰岩; 2. 煤层; 3. 泥岩

层数及其单元数对人工神经网络的应用效果的影响进行分析。

(1) 隐层单元数的影响分析。当隐层单元数为 2, 3, 5, 6, 7 时, 分别对人工神经网络进行训练、识别, 应用结果见表 2。从表 2 数据并结合钻孔柱状图不难看出, 当隐层单元数为 5 个时, 人工神经网络的应用效果很好。

(2) 隐层层数的影响。仿以上方法, 当隐层层数为 1, 2, 3 时, 分别对人工神经网络进行训练、识别, 可得出: 当隐层层数为 1 时其应用效果是最好的。

#### 4.2 训练参数

人工神经网络的训练参数有学习率  $\eta$ 、惯性系数  $\alpha$ 、允许最大均方误差、允许最大单个样本误差, 其中学习率和惯性参数的影响比较大, 现对这两个

参数对应用效果的影响进行探讨。假设人工神经网络的输入层单元数为 5, 输出层单元数为 3, 只有一个隐层, 隐层单元数 5 个。

(1) 学习率的影响。假设惯性系数  $\alpha$  不变, 为 0.7, 学习率  $\eta$  分别取 0.80, 0.85, 0.90, 0.95 进行训练、识别, 其结果如表 3 所示。对表中数据并结合钻孔柱状图进行分析, 当  $\eta=0.90$  时, 人工神经网络训练、识别效果最好。

(2) 惯性系数的影响。假设学习率  $\eta$  不变, 其值为 0.90, 当惯性系数  $\alpha$  为 0.70 时, 人工神经网络训练、识别的效果最好。

以上是当人工神经网络的输入层单元数为 5 时所进行的分析, 当人工神经网络的输入层单元数为 3 时, 其训练的规律基本相同, 只是各参数的具体值不同。经检验, 当输入层单元数为 3 时, 各参数的最佳取值分别为: 隐层层数为 1, 隐层单元数为 5, 学习率为 0.9, 惯性系数为 0.65。

#### 4.3 数据处理方法

数据处理是人工神经网络应用的重要环节, 它直接关系到人工神经网络的应用效果。前面介绍的数据处理方法中, 快速傅里叶变换因受客观条件的限制, 即采样频率不能满足其条件, 在此不作讨论。现就另外两种处理方法进行讨论: 一种是只经过标准化处理, 第二种是先经过当量化处理再经过标准化的处理。这两种处理方法对应着两种不同的人工神经网络结构, 具体区别在于输入层的单元数不同, 分别对应 3 个和 5 个。为了了解它们对人工神经网络的应用效果的影响, 训练参数分别取各自的最佳值进行训练和识别, 两种处理方法的应用效果都很好, 因此可根据实际问题具体采取某种数据处理方法。

## 5 结论

(1) 在实际应用的基础上, 对人工神经网络的结构优化设计作了较深入的研究, 为人工神经网络的

表 2 不同隐层单元数神经网络的应用效果

Table 2 Application effect of ANN to different unit numbers of the hide layer

测井数据			应 用 效 果				
泥岩	起始/m	725.00	725.00	725.00	725.00	725.00	725.00
	终止/m	726.68	726.68	726.71	726.68	726.68	726.69
煤层	起始/m	726.68	726.68	726.71	726.68	726.68	726.69
	终止/m	728.16	728.16	728.15	728.16	728.16	728.24
灰岩	起始/m	728.16	无法识别	728.15	728.16	728.16	728.24
	终止/m	730.90	无法识别	730.33	730.32	730.31	730.32
煤层	起始/m	730.73	730.92	730.33	730.32	730.35	730.32
	终止/m	731.41	731.42	731.30	731.41	731.17	731.16
泥岩	起始/m	731.41	无法识别	731.30	731.41	731.17	无法识别
	终止/m	734.34	734.34	734.34	734.34	734.34	734.34
隐层单元数			2	3	5	6	7
均方误差			0.312 4	0.005 0	0.005 0	0.005 5	0.005 9
迭代次数			6 000	3 693	5 649	6 000	6 000
无法识别个数			399	3	0	10	39
识别效果评价			很差	较好	好	一般	较差

表 3 不同学习率  $\eta$  神经网络的应用效果

Table 3 Application effect of neural network to different training efficiency ( $\eta$ )

测井数据			应 用 效 果			
泥岩	起始/m	725.00	725.00	725.00	725.00	725.00
	终止/m	726.68	726.71	726.68	726.68	726.71
煤层	起始/m	726.68	726.71	726.68	726.68	726.71
	终止/m	728.16	728.05	728.15	728.16	728.05
灰岩	起始/m	728.16	728.05	728.15	728.16	728.05
	终止/m	730.73	730.32	730.32	730.32	730.32
煤层	起始/m	730.73	730.32	730.32	730.32	730.32
	终止/m	731.34	731.24	731.24	731.41	731.18
泥岩	起始/m	731.34	731.40	731.40	731.41	731.40
	终止/m	734.34	734.34	734.34	734.34	734.34
学习率 $\eta$			0.80	0.85	0.90	0.95
均方误差			0.005 0	0.005 0	0.005 0	0.092 3
迭代次数			4 334	5 805	5 649	6 000
无法识别个数			4	2	0	9
识别效果评价			较好	好	很好	差

结构及参数选择提供了可靠的依据. 神经网络的结构参数和训练参数对其应用效果有重要的影响. 以 W107 钻孔为例, 神经网络隐层层数一般取 1, 隐层单元数的取值通常为 5, 学习率和惯性系

数分别取 0.90 和 0.70, 这样神经网络的应用效果比较好.

(2) 数据处理方法对神经网络的应用效果有一定的影响, 要视具体问题采取适当的数据处理方法.

(3) 钻探生产是与实际结合非常密切的学科, 钻探过程本身也是一个相当复杂的动态过程, 因此, 要深入掌握钻探过程的真正规律, 还需作多方面的努力. 如在数据实时采集方面能够提高其稳定性和精确性; 在神经网络自身的算法、结构等方面有待作更加深入的研究.

参考文献:

[1] 史玉升. 基于人工神经网络的钻压优化模型的建模方法[J]. 地球科学——中国地质大学学报, 1999, 24(4): 432~435.  
 [2] 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, 1995. 34~36.  
 [3] 姚姚. 神经网络和非线性反演[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 1993. 8~12.

## APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO IDENTIFICATION OF DRILLED STRATA

Zhou Jinhui Yan Taining Tu Houze

*(Faculty of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)*

**Abstract:** The artificial neural network (ANN) method is used to solve the puzzle that occur in the drilling: the identification of the lithology of the strata drilled. The drilling features are used to design the structure and output form of the ANN, to develop the ANN software for the identification of the strata drilled, to analyze various factors that affects the application of the ANN and to make a further research into the optimum design of the ANN. The research shows that the ANN perfectly matches the identification of the strata drilled. Various ANN parameters such as the training efficiency, the hidden-layer number, the hidden-layer unit number, and the data processing may affect the application of the ANN.

**Key words:** drill; drilled strata; identification; artificial neural network.