

# 煤层气水平井的煤层实时识别技术

李建民 李黔 梁海波 张继军 乐守群

西南石油大学石油工程学院

李建民等.煤层气水平井的煤层实时识别技术.天然气工业,2010,30(10):60-63.

**摘要** 煤层气排采开发阶段,井眼轨迹与煤层的有效接触面积对优化采气速度和提高采收率有着重要意义。而在煤层气水平井钻井过程中实时、精确地识别煤层,可以明显地提高井眼轨迹在煤层中延伸长度,增加有效接触面积。应用 LWD 数据开展煤层识别已在工程现场得到广泛应用,而整合综合录井数据实时识别煤层的方法还处于研究阶段。基于煤层与围岩的地层岩性差异在综合录井数据上表现的特征,采用 BP 神经网络算法,以综合录井数据为依托,提出了实时识别煤层的录井解释方法。研究显示,通过煤层识别录井解释方法,应用综合录井数据不但可以实现煤层实时识别,而且获得的分析结果还可以指导水平段轨迹在煤层中的延伸,为水平井钻进过程中煤层识别提供了新的思路。结论认为,该方法性能稳定,数据来源广泛,响应时间短,准确度高,并拓宽了综合录井数据的应用领域,可以在煤层气水平井导向钻井的研究工作中发挥更大的作用。

**关键词** 煤层气 水平井 综合录井 神经网络 煤层识别 实时 水平段轨迹

DOI:10.3787/j.issn.1000-0976.2010.10.015

煤层气水平井通过增加轨迹与煤层的接触面积来提高煤层气产量和采收率。而为了提高煤层的有效钻遇率,获得尽可能大的接触面积,则要求在钻进过程中能够实时识别煤层,从而确保井眼轨迹始终处于煤层中<sup>[1]</sup>,进而增加水平井眼轨迹在煤层中的进尺长度。在配备 LWD 设备进行随钻测井的情况下,煤层实时识别主要是通过对测井数据的分析处理进行的;而在未配备 LWD 设备的情况下,通常都是通过岩屑和气测数据进行地层识别<sup>[2]</sup>,一方面这种识别方法时效性较差、综合分析水平较低;另一方面综合录井工程开展了大量钻井工程参数的测量工作,这些工程参数通常只用来监测工程状态,却没有加以充分应用来发挥其在地层识别中的综合分析评价能力。因此,笔者开展了以综合录井为技术手段、依托综合录井数据分析解释的煤层实时识别方法研究<sup>[3]</sup>。该方法主要解决由地层差异作用导致综合录井数据波动的非线性问题,通过对地层岩性与综合录井数据对应关系的匹配形式进

行自主学习<sup>[4]</sup>,获得反映对应关系的识别模型,继而利用识别模型实现煤层的快速、准确识别。通过该方法的应用,有效地发挥了综合录井数据的综合评价潜能,提高煤层识别的自动分析评价水平,推动煤层识别手段的进步。

## 1 煤层实时识别模型

煤层实时识别是通过分析综合录井数据与地层岩性相对应的、具有特定规律的非线性关系,将其拟合处理成为线性表达式,通过计算实现地层的分类识别。但是反映地层差异的录井参数众多,而部分参数又难以准确测度,受人为干扰较大<sup>[5]</sup>。因此,解决煤层实时识别问题就需要选择一种既具有实时性,又擅长解决规律隐含在大量数据中的映射逼近方法。而数学理论证明神经网络具有解决任何复杂非线性映射的能力,这使得它特别适合于煤层实时识别的问题<sup>[6]</sup>。神经网络在地层识别分析中的应用就是通过把钻井过程中采集到的参数、工程计算结果作为输入,建立适用于地层

**基金项目:**“十一五”国家科技重大专项“大型油气田及煤层气开发——山西沁水盆地煤层气水平井开发示范工程”(编号:2008ZX05061)“煤层气水平井综合地层判识技术”的部分研究成果。

**作者简介:**李建民,1983年生,硕士研究生;从事钻井和录井方面的设计和科研工作。地址:(610500)四川省成都市新都区西南石油大学硕2008级3班。电话:15928966818。E-mail:xinduswpu@126.com

识别分析的神经网络模型作为推理机,网络的输出就是地层识别结果。通过对可靠历史样本数据的学习,不断提高分析模型的拟合度,逼近实际钻井过程地层变化状况。煤层实时识别模型由模型建立、模型判识和校正分析 3 部分组成,如图 1 所示。识别模型建立的实质是调节 BP 神经网络各层节点的阈值和节点之间的连接权值以使网络运算误差不断减小,直到达到设定的误差允许范围,从而使网络学会并记忆给定的学习样本集。模型判识的实质就是将待判识的数据输入训练收敛的 BP 神经网络进行分析计算,从而对输入数据进行分类识别。而校正分析模块则是将网络判识结果与实际结果对比,进行判识结果校正和学习样本的实时提取。

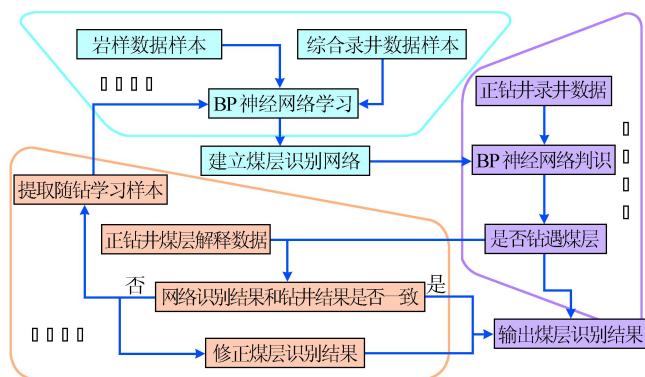


图 1 煤层实时识别模型图

BP 神经网络可以看作是一个从输入空间到输出空间的高度非线性映射。由万能逼近定理<sup>[7]</sup>知:含一个隐含层的 3 层 BP 神经网络,只要隐含层节点足够多,就能以任意精度逼近有界区域上的任意连续函数。由此,众多神经网络的应用中,以如图 2 所示的 3 层神经网络结构的应用最为普遍。

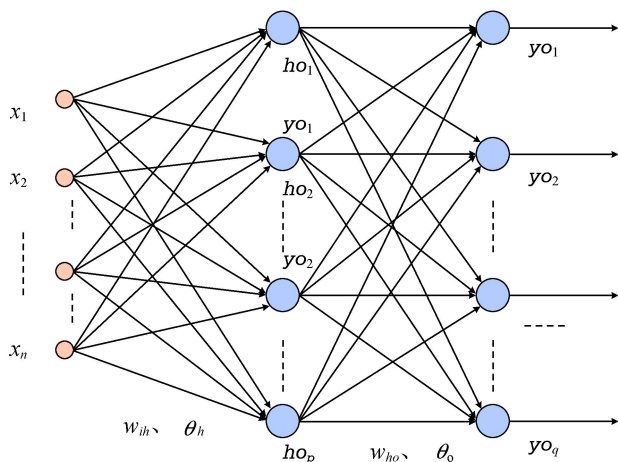


图 2 BP 神经网络结构图

## 2 煤层实时识别技术

### 2.1 实时识别算法

煤层实时识别算法主要分为两部分,分别为自主学习算法和判识分析算法。在自主学习算法中,分析研究区内地层岩性和综合录井参数的对应特征,选取代表地层变化趋势的录井参数作为神经网络输入参数,地层分类作为输出参数,构建学习样本集,运用数学手段建立地层识别模型。而在判识分析算法中,结合地层识别模型,通过运算分类,对煤层实现实时识别。

#### 2.1.1 自主学习算法

以图 2 所示 3 层神经网络结构为算法构建依据,按照如下步骤<sup>[7-8]</sup>进行计算,实现网络的建立:

1)网络初始化,输入层、隐含层和输出层节点个数分别为  $n$ 、 $p$  和  $q$ ,对各层连接权值  $w_{ih}$ 、 $w_{ho}$  和节点阈值  $\theta_h$ 、 $\theta_o$  赋一个随机数,该随机数在区间  $(-1, 1)$  内;给定计算精度  $\epsilon$  ( $\epsilon < 0$ ) 和最大学习次数  $M$ ,学习步长  $\eta$ 。

2)选择  $km$  个样本集中的第  $k$  (从  $k=1$  开始) 个输入样本向量  $\mathbf{x}^k = (x_1, x_2, \dots, x_n)^k$ , 及对应的期望输出向量  $\mathbf{d}^k = (d_1, d_2, \dots, d_n)^k$ 。对输入数据进行归一化处理,期望输出数据进行正交编码处理。

3)计算隐含层和输出层各节点的输入向量  $\mathbf{h}^k$ 、 $\mathbf{y}^k$  和输出向量  $\mathbf{ho}^k$ 、 $\mathbf{yo}^k$ ,  $f(x)$  为传输函数:

$$\mathbf{h}^k = \sum_{i=1}^n w_{ih} x_i^k + \theta_h; \mathbf{ho}^k = f(\mathbf{h}^k)$$

$$\mathbf{y}^k = \sum_{h=1}^p w_{ho} \mathbf{ho}^k + \theta_o; \mathbf{yo}^k = f(\mathbf{y}^k)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; h = 1, 2, \dots, p; o = 1, 2, \dots, q)$$

4)输出层输出向量  $\mathbf{yo}^k$  与期望输出向量  $\mathbf{d}^k$  结合,计算误差函数对输出层的各节点的偏导数  $\delta_o^k$ :

$$\delta_o^k = (\mathbf{d}^k - \mathbf{yo}^k) \mathbf{yo}^k (1 - \mathbf{yo}^k)$$

5)隐含层到输出层的连接权值  $w_{ho}$ 、输出层的  $\delta_o^k$  和隐含层的输出向量  $\mathbf{ho}^k$  结合,计算误差函数对隐含层的各节点的偏导数  $\delta_h^k$ :

$$\delta_h^k = \left( \sum_{o=1}^q \delta_o^k w_{ho} \right) \mathbf{ho}^k (1 - \mathbf{ho}^k)$$

6)使用输出层各节点的  $\delta_o^k$  和隐含层各节点的输出向量  $\mathbf{ho}^k$  来修正连接权值  $w_{ho}$  和阈值  $\theta_o$ :

$$w_{ho}^{N+1} = w_{ho}^N + \eta \delta_o^k \mathbf{ho}^k; \theta_o^{N+1} = \theta_o^N + \eta \delta_o^k$$

7)使用隐含层各节点的  $\delta_h^k$  和输入层各节点的输入  $\mathbf{x}^k$  来修正连接权值  $w_{ih}$  和阈值  $\theta_h$ :

$$w_{ih}^{N+1} = w_{ih}^N + \eta \delta_h^k x_i^k; \theta_h^{N+1} = \theta_h^N + \eta \delta_h^k$$

$$8) \text{计算全局误差 } E^k = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^q (\mathbf{d}^k - \mathbf{yo}^k)^2$$

9)判断网络误差是否满足要求。  
当时  $E^k > \epsilon$ , 选取下一组学习样本, 返回到步骤 2), 进行再次学习; 当学习次数达到设定的最大次数  $M$  而未收敛时, 说明网络参数设置不合理, 网络收敛速度慢, 在对参数进行调整后, 重新开始网络学习; 直到在规定的学习次数  $M$  范围内  $E^k < \epsilon$  时, 网络收敛, 可以进行网络判识。

2.1.2 判识分析算法

1)将待判识录井数据输入神经网络, 计算网络输出向量  $\mathbf{y}^k$ ;

$$\mathbf{y}^k = f\left(\sum_{h=1}^p w_{ho} \mathbf{h}^k + \theta_o\right) \quad (h = 1, 2, \dots, p; o = 1, 2, \dots, q)$$

2)结合学习过程中设定的期望输出向量, 对计算出的输出向量进行分类。

2.2 算法修正

实时识别算法在实际应用过程中需要对部分参数进行适当调整, 从而对算法进行修正, 调整后的算法在分析海量录井数据时计算速度会加快, 准确性也会相应提高。通过实验证明, 在煤层实时识别算法中需要作如下参数调整和算法修正:

1)隐含层节点数的多少对网络性能和收敛速度有很大影响。但是目前没有可靠的理论和方法可以准确确定隐含层节点个数, 该算法中应用了  $p = \sqrt{(n+q)} + a$  的经验公式, 其中,  $a$  为  $[1, 10]$  之间的常数。

2)算法未修正前, 直接使用录井原始数据进行计算, 经常出现溢出情况, 于是对输入层数据进行了归一

化方式为  $y = \frac{2 \times (x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1$  的处理, 将采样值波动幅度较大的录井数据处理到  $[-1, 1]$  的范围内, 从而避免计算过程中数据溢出, 也相应的提高了运算速度。需要注意的是, 在学习过程和判识过程中, 对网络输入数据的归一化方式要保持一致。

3)由于煤层实时识别算法主要用于进行地层分类识别。因此, 运算过程中传输函数  $f(x)$  采用了单极 sigmoid 激励函数, 即  $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。

4)在最初的识别算法中, 样本的期望输出值设定为 0 或 1, 采用 sigmoid 激励函数, 造成了网络部分节点连接权值的无穷大, 网络不收敛。在该算法中, 期望输出做了适当放宽, 采用了 0.1 和 0.9 的形式。

3 应用测试

结合煤层实时识别算法, 我们编制了 Visual Basic 程序, 实现了神经网络学习训练和地层判识的软件应用, 并设计实验进行了应用测试(表 1)。在该实验设计中, 测试实现对地层进行煤层、泥岩层、砂岩层 3 种地层模式的分类识别。因此, 设定以上 3 种地层样本作为网络输出。而通过对某区块的综合录井数据进行预先分析, 提取出了与地层变化关联性较好的 8 项录井参数, 作为网络的输入。隐含层设置为 1 层, 节点设置为 5 个, 从而构建一个 8-5-3 的 3 层神经网络。

从所获取的地层数据中选取 53 组综合录井整数数据和对应的地层解释数据作为学习样本, 供网络自

表 1 判识样本数据与判识结果表

| 样本<br>编号 | 录井数据输入 |        |    |        |         |       |        |       | 地层判识结果输出 |          |          | 判识结<br>果显示 | 实际地<br>层显示 |
|----------|--------|--------|----|--------|---------|-------|--------|-------|----------|----------|----------|------------|------------|
|          |        |        |    |        |         |       |        |       | 煤层       | 泥岩层      | 砂岩层      |            |            |
| 1        | 17.51  | 137.49 | 70 | 18.260 | 1.179 4 | 13.93 | 32.014 | 1.024 | 0.099 32 | 0.098 02 | 0.901 27 | 砂岩层        | 砂岩层        |
| 2        | 16.97  | 131.27 | 70 | 18.561 | 1.178 8 | 13.91 | 32.014 | 1.040 | 0.099 49 | 0.098 78 | 0.900 22 | 砂岩层        | 砂岩层        |
| 3        | 18.81  | 133.00 | 70 | 18.347 | 1.1815  | 13.94 | 32.020 | 1.059 | 0.097 79 | 0.095 49 | 0.894 54 | 砂岩层        | 砂岩层        |
| 4        | 11.68  | 138.61 | 70 | 18.859 | 1.180 3 | 13.94 | 32.025 | 0.967 | 0.103 74 | 0.101 24 | 0.898 92 | 砂岩层        | 砂岩层        |
| 5        | 10.23  | 135.76 | 65 | 19.458 | 1.180 5 | 14.06 | 32.014 | 0.987 | 0.003 46 | 0.907 28 | 0.113 66 | 泥岩层        | 砂泥岩层       |
| 6        | 11.22  | 173.51 | 65 | 19.158 | 1.183 6 | 13.90 | 32.021 | 0.998 | 0.108 96 | 0.891 85 | 0.097 57 | 泥岩层        | 泥岩层        |
| 7        | 10.61  | 172.56 | 65 | 19.458 | 1.184 4 | 14.09 | 32.031 | 0.953 | 0.092 27 | 0.904 70 | 0.102 03 | 泥岩层        | 泥岩层        |
| 8        | 7.53   | 173.82 | 70 | 17.661 | 1.182 1 | 14.09 | 32.025 | 1.009 | 0.899 41 | 0.102 63 | 0.108 21 | 煤层         | 煤层         |
| 9        | 8.56   | 175.77 | 70 | 17.362 | 1.180 7 | 13.91 | 32.019 | 1.048 | 0.900 14 | 0.101 53 | 0.108 21 | 煤层         | 煤层         |
| 10       | 7.03   | 180.53 | 70 | 17.961 | 1.181 3 | 13.94 | 32.284 | 1.075 | 0.900 14 | 0.101 53 | 0.109 72 | 煤层         | 煤层         |
| 11       | 8.21   | 180.92 | 70 | 17.466 | 1.180 2 | 13.91 | 32.346 | 1.027 | 0.900 92 | 0.099 75 | 0.087 24 | 煤层         | 煤层         |
| 12       | 12.53  | 181.67 | 65 | 17.532 | 1.180 5 | 14.03 | 32.374 | 0.940 | 0.900 42 | 0.109 24 | 0.104 04 | 煤层         | 煤层         |

主学习。按照 2.1.1 中的计算步骤对这个神经网络进行学习训练。设置网络计算精度为  $10^{-5}$ , 步长为 2, 在经过 3 637 次学习训练后, 网络收敛, 达到精度要求, 识别模型建立。

再选取学习样本以外的 12 组数据作为待识别模式进行检验。按照 2.1.2 中步骤进行计算, 将结果输出(见表 1)。由以上结果可见, 在 12 组地层数据中, 神经网络识别正确 11 组, 准确度达到了 91.7%, 实现了对煤层的有效识别。

## 4 结 论

1) 对实时识别煤层的方法进行了探索性研究, 开创了神经网络与综合录井数据结合的地层识别分析手段, 提出了煤层气水平井煤层实时识别模型的建构, 提炼了实时识别算法, 实现了煤层的实时识别, 有效地提高了录井数据的综合利用水平。

2) 在煤层气水平井煤层实时识别方法的理论基础上, 开发了相应的煤层实时识别软件系统, 通过增加计算机的辅助自动分析能力, 提高了现场煤层识别的响应速度, 减少了人工分析的不确定性。

3) 应用该方法配合相应图形显示软件, 不仅可以

实时识别煤层, 监测水平段轨迹在煤层中的延伸, 还可以对轨迹的着陆控制起到指导作用。

## 参 考 文 献

- [1] MESZAROS G. Geosteering horizontal coalbed methane reservoirs: a case study[C]. Denver, Colorado, USA: SPE, 2007, SPE 107714.
- [2] 赵庆波, 孙斌. 煤层气地质与勘探技术[M]. 北京: 石油工业出版社, 1999.
- [3] FAICONER I G, BURGESS T M. Separating bit and lithology effects from drilling mechanics data[C]. Dallas, Texas, USA: SPE, 1998, SPE 17191.
- [4] 杨进, 张辉. 地层岩性随钻识别的神经网络方法研究[J]. 天然气工业, 2006, 26(12): 109-111.
- [5] 方锡贤. 煤层气勘探中的录井技术[J]. 天然气工业, 2004, 24(5): 36-38.
- [6] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008.
- [7] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [8] 田景文, 高美娟. 人工神经网络算法研究及应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2006.

(收稿日期 2010-07-29 编辑 钟水清)