

文章编号:1671-251X(2009)04-0010-04

# 基于改进 BP 神经网络的瓦斯含量预测模型<sup>\*</sup>

赵延明

(湖南科技大学信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201)

**摘要:**煤层瓦斯含量是矿井安全生产的重要性能指标之一,而常规基于经验和传统数学模型的预测方法难以准确预测煤层瓦斯含量。针对该问题,文章在分析了基于 Fletcher-Reeves 共轭梯度法的改进 BP 神经网络模型的基础上,结合煤层瓦斯含量的各种影响因素,建立了一个基于 3 层改进 BP 神经网络的瓦斯含量预测模型,并进行了具体的网络训练和预测仿真。结果表明,该瓦斯含量预测模型收敛速度快,预测精度高,可满足实际生产要求。

**关键词:**瓦斯含量; 预测; Fletcher-Reeves 共轭梯度法; BP 神经网络; 改进

**中图分类号:**TD712.3 **文献标识码:**A

Predicting Model of Gas Content Based on Improved BP Neural Network

ZHAO Yan-ming

(School of Information and Electrical Engineering of Hunan University of Science and Technology,  
Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** Gas content in coal seam is one of important performance indexes of safety production in coal mine, but routine predicting methods based on experience and traditional mathematical model are difficult to predict gas content in coal seam accurately. Aiming at the problem, on base of analyzing model of improved BP neural network based on Fletcher-Reeves conjugate gradient method, combining with kinds of influence factors of gas content in coal seam, the paper established a predicting model of gas content based on improved three-layer BP neural network and did concrete network training and predicting simulation. The results showed that the predicting model of gas content has quick convergence speed and high predicting precision, which can meet requirements of practical production.

**Key words:** gas content, predict, Fletcher-Reeves conjugate gradient method, BP neural network, improvement

## 0 引言

煤层瓦斯主要以物理吸附和承压游离 2 种状态赋存于煤体中,其含量是指单位质量(体积)的煤体内所吸附和游离的瓦斯总量。煤层瓦斯含量是预测矿井瓦斯涌出量和煤与瓦斯突出、进行瓦斯抽放防治的重要依据和主要基础参数之一<sup>[1-2]</sup>,因此,对煤层瓦斯含量进行有效、可靠的预测是矿井安全生产

的重要保障。通常采用统计分析方法预测瓦斯含量分布趋势,该方法需要实测大量的、不同取样点的瓦斯含量,由于尚未开采的煤层或已开采的范围较小的煤层只能实测较少的瓦斯含量数据,使得应用该方法预测瓦斯含量的准确性很差。煤层瓦斯含量除了与赋存深度有关外,还与煤层厚度、地质构造、煤化程度、围岩性质等因素有关,是一个受多因素影响的参数,并与影响因素之间没有精确的数学关系。因此,采用常规基于经验和传统的数学模型的预测方法很难准确地预测瓦斯含量,并且随着开采深度的增加、开采强度的加大以及地质条件的复杂化,以上方法越来越不能满足要求<sup>[3-4]</sup>。人工神经网络是人工智能领域的一项信息处理技术,它是由大量的

收稿日期:2008-11-26

<sup>\*</sup>基金项目:湖南省教育厅资助项目(07C265)

**作者简介:**赵延明(1978-),男,讲师,现主要从事智能仪表及检测、工业控制与自动化、矿山安全监控方面的教学与研究工作。  
E-mail: hnust\_zhao@yahoo.com.cn

神经元广泛互联而成的数学网络,具有极强的非线性逼近能力和较高的建模能力,擅长处理输入与输出元素之间存在的复杂的多元非线性关系问题,在时间序列预测中得到了广泛的应用<sup>[5~7]</sup>。基于此,笔者针对煤层瓦斯含量的预测问题建立了一个基于改进 BP 神经网络的预测模型,并对其进行有效预测。

## 1 改进 BP 神经网络模型

基本 BP 神经网络是一种多层前馈型神经网络,其神经元的传递函数是 S 型函数,权值的调整采用反向传播,输出量为[0,1]之间的连续量,可实现从输入到输出的任意非线性映射,是神经网络研究中的重大进展。但基本 BP 神经网络存在收敛速度慢、局部极值、难以确定隐含层和隐含层节点个数的问题,很难胜任实际需求,因此,出现了很多改进型 BP 神经网络,可显著提高收敛速度和实用性。Fletcher-Reeves 共轭梯度法(简称 FR 共轭梯度法)是一种改进梯度法的 BP 学习算法,其基本思路是寻找与负梯度方向上与上一次搜索方向共轭的方向作为新的搜索方向来修正网络正权值和阈值,从而加快了训练速度,比自适应学习速率反传算法快得多,有时甚至比 RPROP 算法还快,改进了梯度法振荡和收敛性差的缺点,提高了训练精度。FR 共轭梯度法只需较小的内存保存网络权重和阈值<sup>[8~10]</sup>。

假设一个 3 层 FR 共轭梯度法 BP 神经网络,其输入层输出为  $x_i$ ,隐含层输出为  $y_j$ ,输出层输出为  $z_l$ ,输入层网络权值和阈值分别为  $u_{ik}$ 、 $i$ ,隐含层网络权值和阈值分别为  $v_{ij}$ 、 $j$ ,输出层网络权值和阈值分别为  $w_{lj}$ 、 $l$ ,网络输出期望值为  $t_l$ ,网络模型如下:

### (1) 确定网络权值和阈值修正的搜索方向

采用负梯度方向作为初始搜索方向:

$$p_0 = -g_0 \quad (1)$$

沿负梯度方向作一维搜索,确定权值和阈值:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k \quad (2)$$

式中:  $x_k$  为当前权值和阈值矩阵;  $\alpha_k$  为学习速率;  $p_k$  为当前搜索方向。

在共轭方向的基础上,附加上一次搜索方向作为新一轮搜索方向:

$$p_k = -g_k + \alpha_k p_{k-1} \quad (3)$$

式中:  $\alpha_k = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}}$ , 为 FR 共轭梯度法的修正

系数。

### (2) 确定输出

输入层输出:

$$x_i = f \left( \sum_j u_{ik} p_k - i \right) = f(\text{net}_i) \quad (4)$$

隐含层输出:

$$y_j = f \left( \sum_i v_{ij} x_i - j \right) = f(\text{net}_j) \quad (5)$$

输出层输出:

$$z_l = f \left( \sum_j w_{lj} y_j - l \right) = f(\text{net}_l) \quad (6)$$

输出节点的误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - z_l)^2 = \frac{1}{2} \sum_l \left( t_l - f \left( \sum_j w_{lj} y_j - l \right) \right)^2 \quad (7)$$

### (3) 权值和阈值修正

输出层权值:

$$w_{lj}(k+1) = w_{lj}(k) + \alpha_l y_j \quad (8)$$

式中:  $\alpha_l = -(t_l - z_l) f'(\text{net}_l)$ ;  $\alpha_l$  为输出层学习因子。

输出层阈值:

$$l(k+1) = l(k) + \alpha_l \quad (9)$$

隐含层权值:

$$v_{ij}(k+1) = v_{ij}(k) + \alpha_j x_i \quad (10)$$

式中:  $\alpha_j = f'(\text{net}_j) \sum_l \alpha_l w_{lj}$ ;  $\alpha_j$  为隐含层学习因子。

隐含层阈值:

$$j(k+1) = j(k) + \alpha_j \quad (11)$$

输入层权值:

$$u_{ik}(k+1) = u_{ik}(k) + \alpha_i p_k \quad (12)$$

式中:  $\alpha_i = \sum_j \alpha_j f'(\text{net}_j) v_{ij}$ ;  $\alpha_i$  为输入层学习因子。

输入层阈值:

$$i(k+1) = i(k) + \alpha_i \quad (13)$$

### (4) 传递函数

输入层、隐含层传递函数为对数 S 形函数,其表达式:

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (14)$$

输出层传递函数为线性函数,其表达式:

$$f(x) = x \quad (15)$$

输出层导数:

$$f'(\text{net}_l) = 1 \quad (16)$$

隐含层导数:

$$f'(\text{net}_j) = y_j(1 - y_j) \quad (17)$$

输入层导数:

$$f'(\text{net}_i) = x_i(1 - x_i) \quad (18)$$

## 2 瓦斯突出量预测模型及其应用

### 2.1 瓦斯含量预测模型

根据参考文献[11]中某矿井采掘区煤层瓦斯含量及瓦斯地质定性分析,选取 6 个影响煤层瓦斯含量因素:煤层埋藏深度  $H$ 、侵蚀煤层露头距离  $P_1$ 、岩层差异厚度  $J_3$ 、上覆岩层厚度  $P_1 + J_3$ 、煤层倾角、煤层厚度  $h$ ,在此基础上建立基于 FR 共轭梯度法的 3 层 BP 神经网络的瓦斯含量预测模型,如图 1 所示。输入层有 6 个神经元,传递函数为对数 S 形函数;隐含层有 7 个神经元,传递函数为对数 S 形函数;输出层有 1 个神经元,传递函数为线性函数。

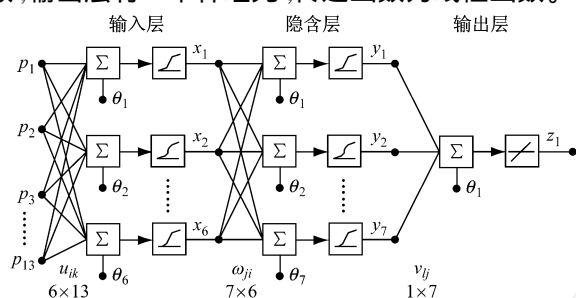


图 1 基于 FR 共轭梯度法的 3 层 BP 神经网络的瓦斯含量预测模型图

### 2.2 预测模型网络训练

选取参考文献[11]中具有代表性的 13 组实测数据作为网络训练样本。由于样本(包括输入和输出数据)中存在奇异数据,将引起网络训练时间增加,并可能导致网络无法收敛<sup>[12]</sup>。因此,首先对训练样本作归一化处理,使归一化后的数据分布在  $[0.1, 0.9]$  区间内,避开对数 S 型传递函数极值饱和区域,减少训练次数,加快训练网络的收敛性,提高网络性能。最后的仿真结果要进行反归一化处理,才能得到需要的预测结果。归一化公式:

$$y = (0.9 - 0.1) \times (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) + 0.1 \quad (19)$$

式中:  $y$  为归一化后的数据,在  $[0.1, 0.9]$  之间;  $x$  为需要归一化的样本数据。

训练时,保存各个变量的最大和最小值。预测后需要将预测结果  $y$  还原。反归一化公式:

$$x = (y - 0.1) \times (x_{\max} - x_{\min}) / (0.9 - 0.1) + x_{\min} \quad (20)$$

归一化后的网络训练样本如表 1 所示。

对网络权值、阈值赋初值,训练算法采用 FR 共轭梯度法,训练目标精度设置为  $10^{-5}$ ,将训练样本作为瓦斯含量预测模型的输入进行训练,训练过程如图 2 所示,其中,横坐标为步数,纵坐标为精度。

表 1 归一化后的网络训练样本表

孔号	$H$	$J_3$	$P_1$	$J_3 + P_1$	$h$	
1	0.125 6	0.100 0	0.689 6	0.336 1	0.825 5	0.241 2
2	0.125 6	0.331 0	0.410 9	0.166 2	0.801 6	0.225 5
3	0.341 7	0.637 9	0.615 0	0.648 8	0.820 1	0.900 0
4	0.100 0	0.567 0	0.100 0	0.100 0	0.810 9	0.225 5
5	0.478 5	0.237 3	0.875 0	0.510 9	0.827 8	0.335 3
6	0.718 8	0.900 0	0.617 1	0.900 0	0.900 0	0.256 9
7	0.612 9	0.463 9	0.900 0	0.749 7	0.738 6	0.115 7
8	0.627 0	0.581 3	0.787 3	0.756 0	0.768 6	0.100 0
9	0.559 5	0.340 0	0.389 9	0.155 2	0.628 0	0.100 0
10	0.900 0	0.468 4	0.653 2	0.523 3	0.673 3	0.617 6
11	0.609 9	0.705 3	0.778 4	0.865 6	0.621 0	0.272 5
12	0.411 9	0.304 5	0.711 9	0.422 3	0.793 2	0.100 0
13	0.577 6	0.717 3	0.725 9	0.827 9	0.100 0	0.523 5

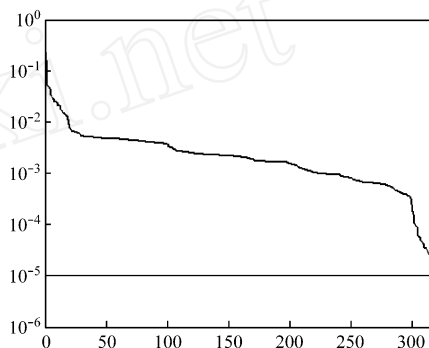


图 2 FR - BP 网络训练过程图

从图 2 可看出,该瓦斯含量预测模型收敛速度较快,仅 319 步就得到了符合要求的结果。

通过式(20)反归一化得到所需要的网络训练结果如表 2 所示。

表 2 网络训练结果比较表

孔号	实测值	FR - BP 值	绝对误差	BP 值	绝对误差
1	2.56	2.556 9	- 0.003 1	2.696 8	0.136 8
2	2.78	2.771 9	- 0.008 1	2.748 1	- 0.031 9
3	3.60	3.598 1	- 0.001 9	3.609 3	0.009 3
4	2.17	2.175 7	0.005 7	2.174 8	0.004 8
5	3.39	3.400 5	0.010 5	3.367 6	- 0.022 4
6	4.16	4.163 0	0.003 0	4.062 4	- 0.095 8
7	3.87	3.843 9	- 0.026 1	3.804 9	- 0.065 1
8	3.40	3.409 2	0.009 2	3.719 5	0.319 5
9	3.02	3.022 9	0.002 9	3.010 6	- 0.009 4
10	1.69	1.687 8	- 0.002 2	1.691 5	0.001 5
11	3.18	3.179 8	- 0.000 2	3.143 6	- 0.036 4
12	3.37	3.380 3	0.010 3	3.209 0	- 0.161 0
13	3.40	3.407 8	0.007 8	3.425 8	0.025 8

由表 2 可看出,基于 FR 共轭梯度法的改进 BP 神经网络的训练结果最大绝对误差为 2.61%,最小绝对误差为 0.02%,均方误差性能  $MSE_1 = 9.477 \times 10^{-6}$ ;基本 BP 神经网络的训练结果最大绝对误差为 13.68%,最小绝对误差为 0.48%, $MSE_2 = 0.0126$ ,可知前者精度远远大于后者。基于 FR 共轭梯度法的改进 BP 神经网络的绝对误差完全可以控制在 5%以内,能满足生产要求,故训练好的神经网络符合要求。

2.3 预测应用

选取参考文献[11]中具有代表性的 3 组实测数据作为预测样本。先对预测样本进行归一化,如表 3 所示,然后将其作为训练好的瓦斯含量预测模型的输入进行预测,反归一化后得到所需要的预测结果,如表 4 所示。

表 3 归一化后的网络预测样本表

孔号	$H$	$J_3$	$P_1$	$J_3 + P_1$	$h$
1	0.430 1	0.426 9	0.843 6	0.661 8	0.885 4
2	0.407 7	0.531 6	0.520 7	0.459 5	0.558 0
3	0.430 9	0.468 4	0.653 2	0.523 3	0.673 3

表 4 网络预测结果比较表

孔号	实测值	FR-BP 值	绝对误差	BP 值	绝对误差
1	4.40	4.358 7	- 0.041 3	4.183 7	- 0.216 3
2	3.85	3.875 9	- 0.025 9	3.854 6	0.004 6
3	3.40	3.379 8	0.020 2	3.363 3	- 0.036 7

由表 4 可看出,基于 FR 共轭梯度法的改进 BP 神经网络的预测结果均方误差性能  $MSE_1 = 9.2818 \times 10^{-4}$ ,基本 BP 神经网络的预测结果均方误差性能  $MSE_2 = 0.0161$ ,前者的预测效果远优于后者。

3 结论

(1) 从基于 FR 共轭梯度法的改进 BP 神经网络预测模型的训练和预测结果来看,预测误差在 0.02%~4.13%,其预测精度远高于基本型 BP 神

经网络,精度符合要求,且其收敛速度快。

(2) 预测结果表明,基于 FR 共轭梯度法的改进 BP 神经网络预测模型用于预测瓦斯含量是可行的,能满足实际生产要求,可为今后制定瓦斯治理措施提供有效参考。

(3) 将 FR 共轭梯度法改进 BP 神经网络应用于瓦斯含量预测中,能够有效解决瓦斯含量的复杂系统非线性问题,进一步充实了瓦斯含量预测理论。

参考文献:

[1] 林柏泉. 矿井瓦斯抽放理论与技术[M]. 徐州:中国矿业大学出版社,1998.

[2] OBAJEN G, ABAA S I. Potential for Coal-derived Caseous Hydrocarbons in the Middle Benue Trough of Nigeria[J]. Journal of Petroleum Geology, 1996, 19(1): 77~94.

[3] 叶青,林柏泉. 灰色理论在煤层瓦斯含量预测中的应用[J]. 矿业快报, 2006, 446(7): 28~30.

[4] 吴财芳,曾勇,秦勇. 神经网络分析方法在瓦斯预测中的应用[J]. 地球科学进展, 2004, 19(5): 860~866.

[5] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,1999.

[6] HECHT-NIELSEN R. Neurocomputing [M]. Massachusetts: Addison Wesley Publishing Co Inc. 1991.

[7] 陈金国. 神经网络模型及其在煤瓦斯预测中的应用[J]. 煤炭科技, 2005, (2): 39~40.

[8] 董长虹. 神经网络与应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2005.

[9] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. Neural Network Design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.

[10] 苏高利,邓芳萍. 论基于 MATLAB 语言的 BP 神经网络的改进算法[J]. 科技通报, 2003, 19(2): 130~135.

[11] 秦书玉,张永吉,田利军,等. 煤矿安全数学分析与预测[M]. 北京:煤炭工业出版社, 2003.

[12] 李少华,董增川. BP 神经网络模型应用于大坝原型观测研究[J]. 水利与建筑工程学报, 2004, (2): 31~33.

KGE28 型矿用胶带跑偏开关

KGE28 型矿用胶带跑偏开关由天地(常州)自动化股份有限公司研制推出,为矿用本质安全型电气设备,用于胶带输送机胶带跑偏的检测和保护,适用于有瓦斯、煤尘爆炸危险的煤矿井下,也适用于煤炭、冶金、化工、粮食、运输等行业以及选煤厂、钢铁厂、热电厂、粮库、港口等地面恶劣环境。该胶带跑偏开关的主要特点:体积小、重量轻、密封性能好、维护方便;触点动作后还留有较大的触杆转动缓冲角,以致其本身不易损坏;触杆具有纵向防冲击性能;触杆上装有钢管滚动护套,当触杆和胶带摩擦时起保护作用;采用快速插头出线形式,结构简单、可靠、方便。

(本刊编辑部)