

唐山矿瓦斯涌出量动态预测模型

梁晓珍[✉] 宋存义 王 依

北京科技大学土木与环境工程学院, 北京 100083

[✉] 通信作者, E-mail: liangxiaozhen7313163.com

摘 要 为了提高瓦斯涌出预测的准确性, 采用 BP 型神经网络, 利用 BP 型神经网络自学习、自组织和自适应等特性, 在 MATLAB 环境下构建瓦斯动态预测模型。通过对唐山矿瓦斯信号实时监测数据的分析, 对瓦斯动态预测模型进行训练和测试。结果表明, 该模型的预测速度快、精度高, 可以实现对工作面瓦斯涌出的动态预测, 并能综合判断工作面所处地点的安全状况以及前方的潜在的危险性。

关键词 煤矿; 瓦斯涌出; 动态模型; 神经网络

分类号 TD712+.5

Dynamic prediction model of gas emission in Tangshan Mine

LIANG Xiao-zhen[✉], SONG Cun-yi, WANG Yi

School of Civil and Environmental Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100038, China

[✉] Corresponding author, E-mail: liangxiaozhen7313163.com

ABSTRACT To improve the prediction accuracy of gas emission, a BP neural network was applied to establish a dynamic prediction model of gas emission under the MATLAB environment by using BP neural networks' characteristics of self-learning, self-organizing and self-adapting. The model was trained and tested by analyzing the real-time monitoring data of gas signals from Tangshan Mine. Test results show that the model has higher prediction speed and accuracy. By using the model the dynamic prediction of gas emission in the working face can be realized, the safety state and the potential hazard can be synthetically estimated to provide security for safety production.

KEY WORDS coal mines; gas emission; dynamic models; neural networks

瓦斯预测工作是矿井防止瓦斯事故的重要基础技术工作, 对矿井通风、瓦斯抽放设计有重要的指导作用。计算机技术的发展为实现煤层瓦斯的非接触式预测提供了方便。通过对唐山矿瓦斯信号实时监测数据的分析, 利用 BP 型神经网络自学习、自组织和自适应等特性, 建立预测模型, 并对网络进行训练和测试, 可以实现瓦斯涌出的精确预测。

工作面瓦斯涌出具有不均衡性^[1]。瓦斯涌出的不均衡性从另一个角度阐明了煤系地层、煤层的不稳定性, 这些不稳定性可能是由于成煤期沉积环境造成的原生厚度和结构的不稳定, 也可能是煤层受后期构造影响造成结构不稳定^[2]; 煤层开采过程中的振动使煤体内的裂隙增加并扩展, 当振动强度达到一定值时煤体内形成较大范围的连通裂隙网; 在

振动对煤体和瓦斯产生的综合作用下, 煤与瓦斯突出的危险性大大增加^[3]。由于瓦斯涌出的不均衡或者说瓦斯的异常涌出, 可能引发重大瓦斯事故。瓦斯的异常涌出是有预兆性的, 往往在瓦斯突出前 3 d 内瓦斯涌出量与正常状态相比就出现异常, 出现“忽大忽小”的现象, 这种异常经常被忽视^[4]。因此, 研究瓦斯的涌出规律, 进行瓦斯动态涌出的预测, 区别正常涌出和非正常涌出具有重要的理论价值和实用价值。

预测偏差值是指生产地点的瓦斯实际涌出量与预测量之间的差值。该差值可能由两部分构成, 第一部分是由于预测方法的不当和选取参数的不准确造成的计算错误, 第二部分是由于地质条件的异常变化和生产工艺、生产作业的不正常变动及其他因

素的异常变化引起。瓦斯涌出动态预测就是利用大量的历史实测值不断对预测模型及预测参数进行修正,极力消除由于参数和模型的不当引起的偏差,从而分离出由于地质条件的影响和生产作业异常造成的偏差。这样反过来就可以利用这种偏差值来预测地质条件的异常,发现瓦斯异常涌出的先兆,对于采掘工作面前方的安全状态做出正确的评估和判断,对于防范瓦斯事故具有十分重要的意义^[5]。

煤层瓦斯的非接触式预测方法是通过对瓦斯信号的实时监测数据的分析结合对矿井采掘工作面瓦斯涌出规律的研究,建立预测模型并对模型进行不断完善从而实现对瓦斯涌出的动态预测。通过研究确定各种因素与采掘工作面瓦斯异常涌出的关系,最后应用基于人工智能诊断技术来综合判断工作面所处地点的安全状况以及前方的潜在危险性。

工作面瓦斯涌出受多种因素的影响。对于同一工作面来说,由于供风量、气压和温度是较为稳定的,瓦斯含量的变化在一定意义上来说反映的就是瓦斯涌出量的变化^[6]。因此,对瓦斯含量的动态预测,可以认为就是对工作面瓦斯涌出量的预测。

煤矿安全监测系统的建立和计算机技术的发展为瓦斯涌出动态预测奠定了坚实的基础。井下传感器所测得瓦斯含量的数据实时传输至监测室,监测室通过专业软件进行处理。通过对瓦斯含量的分析,判断瓦斯涌出量的变化,并根据判断结果采取相应的处理方案。由于瓦斯涌出的影响因素复杂且难以量化处理,因此瓦斯涌出模型的建立使用模糊数学、灰色理论及人工神经网络比较合适。

1 BP神经网络

人工神经网络是一种旨在模仿人脑结构及其功能的智能信息处理系统,是由大量简单处理单元相互联结,构成的高度并行的非线性系统,具有大规模并行处理能力。通过自学习、自组织和自适应等方式高度精确地模拟一些物理规律尚且未知的系统中各因素之间的关系,从而在缺乏物理规律的前提下给出比较准确的预测值。在预测领域已成功地解决了许多复杂的实际问题,呈现出良好的智能特性。

本模型采用人工神经网络中的BP型神经网络。BP算法的基本原理为:学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,输入样本从输入层输入,经各隐层逐层处理后,传向输出层。如果输出层的实际输出与期望的输出不符,则转向误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层逐层向输入层反传,

并将误差分摊到各隐层所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正整个单元权值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播取得各层权值的调整过程,是周而复始的。权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出误差减少到可以接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止。

在BP型神经网络的设计中,由前 m 个时间段的不同影响因素测量值作为输入样本,训练网络,并根据训练好的网络来预测后 n 个时间段的瓦斯涌出量及瓦斯含量值,重复以上方法,可以实现瓦斯涌出量或瓦斯含量的动态预测。

网络设计的基本要素包括网络结构、传递函数、权值与阈值调整和误差分析。

1.1 网络结构

单隐层的BP算法神经网络具有无限逼近非线性连续函数关系的性质。为提高精度,选择一个隐层的BP型神经网络。常用的BP算法是梯度下降法^[7]。但是,这种基于梯度下降法的线性收敛速度较慢,所以本文采用收敛速度、精确度高于梯度下降法的Levenberg-Marquardt优化算法,对网络的训练进行了简化和加速,更有利于实现瓦斯含量的动态实时预测。BP网络结构如图1所示。

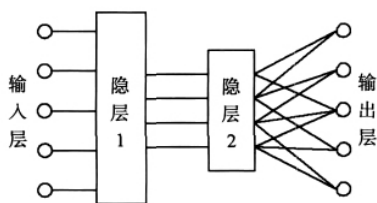


图1 BP神经网络结构简图

Fig.1 Structure of a BP neural network

考虑到采掘工作面瓦斯涌出的规律以及工作面作业程序的循环时间确定输入层和隐层的节点数如下:设输入层节点数 n 为8,输出层节点数 l 为8,隐层节点数 m 为19。

1.2 传递函数

瓦斯含量的影响因素多且比较复杂,预测函数并不完全是简单的线性关系,所以采取非线性变换的双极性Sigmoid连续函数作为输入层传递函数,同样隐层传递函数也采用Sigmoid连续函数作为传递函数^[6]。表达式为

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}, \\ f_2(x) = x. \end{cases} \quad (1)$$

因为Sigmoid函数的输入数据绝对值较大时传

递函数的误差会偏大,为了提高神经网络的训练效率,利用对输入样本数据归一化处理,其中 X 为样本向量, x 为样本点,归一化函数为

$$g(x) = 2 \times \frac{x - \min X}{\max X - \min X} - 1. \quad (2)$$

1.3 网络误差与权值、阈值的调整

单隐层神经网络中,设输入向量为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $x_0 = -1$ 为隐层神经元阈值,隐层输出向量为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$, $y_0 = -1$ 为输出层神经元阈值,输出层向量为 $O = (o_1, o_2, \dots, o_l)^T$,期望输出向量为 $D = (d_1, d_2, \dots, d_l)^T$,输出层到隐层之间的权值矩阵为 $V = (v_{ij})_{n \times m}$, v_{ij} 为输入层第 i 个神经元对隐层第 j 个神经元的权值,隐层与输入层间的权矩阵为 $W = (w_{jk})_{m \times l}$, w_{jk} 为隐层第 j 个神经元对输出层第 k 个神经元的权值。

对于隐层,有

$$y_j = f_1(\text{net}_j), \text{net}_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, m.$$

对于输出层,有

$$o_k = f_2(\text{net}_k), \text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j, k = 1, 2, \dots, l.$$

当网络输出与期望输出不相等时,会出现网络误差,网络输出误差为

$$E = \frac{1}{n} (D - O)^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2. \quad (3)$$

要使误差不断减小,只需权值的调整量与误差的梯度成正比,即

$$\begin{cases} \Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}, j = 0, 1, \dots, m, k = 1, 2, \dots, l; \\ \Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}, i = 0, 1, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m; \\ \eta \in (0, 1). \end{cases} \quad (4)$$

表 1 输入向量和预测结果

Table 1 Input vector and prediction results

%

时刻	输入向量								期望数据	输出数据	预测数据
	1 号	2 号	3 号	4 号	5 号	6 号	7 号	8 号	(9 号)	(9 号)	(10 号)
0:00	0.00	0.24	0.24	0.24	0.24	0.29	0.29	0.29	0.24	0.34	0.24
1:00	0.24	0.24	0.24	0.29	0.29	0.39	0.29	0.44	0.34	0.39	0.29
2:00	0.24	0.24	0.24	0.44	0.29	0.44	0.29	0.44	0.34	0.49	0.44
3:00	0.24	0.24	0.24	0.34	0.39	0.49	0.34	0.59	0.68	0.44	0.39
4:00	0.24	0.34	0.14	0.29	0.29	0.39	0.39	0.29	0.54	0.44	0.34
5:00	0.14	0.29	0.14	0.29	0.39	0.34	0.44	0.39	0.49	0.44	0.37
6:00	0.24	0.29	0.19	0.29	0.29	0.34	0.49	0.63	0.44	0.39	0.29
7:00	0.19	0.24	0.24	0.24	0.24	0.29	0.39	0.39	0.34	0.39	0.24
8:00	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24	0.29	0.29	0.29	0.29	0.24

注:平均误差为 0.09%。

结合以上各式可以实现权值和阈值的调整与误差的检测和分析,经过不断的训练,网络各参数趋近于稳定值,误差达到训练要求。根据训练好的网络,可以实现对未知瓦斯含量的预测。

2 瓦斯含量随时间的变化预测模型

在本模型中不考虑其他因素的影响,仅从瓦斯含量动态变化中揭示其内部规律,根据所得到的规律对未来一定时间内瓦斯含量的变化情况做出预测。

2.1 瓦斯含量预测模型的建立与求解

首先根据预测任务的需要确定神经元的结构,即网络层数及节点数^[8]。预测任务为根据以往的瓦斯含量连续值(取每日正点的数值),预测下一个 8 h 的瓦斯含量值,因此神经元的结构为:神经元个数分别为(8, 19, 8)的三层 BP 型神经网络,设传递函数为双极性的 sigmoid 函数^[9]。然后,依次顺序取同一工作面每日整点的瓦斯含量九个数据,取一个生产班的数据作为输入向量,取同一工作面第二个生产班整点的瓦斯含量九个数据作为期望瓦斯含量输出值。输入向量后,用动量梯度下降反向传播算法对网络进行训练,得出稳定的权值和阈值。最后用所得到的稳定网络对样品进行预测。

2.2 瓦斯涌出的动态预测模型的测试表

利用 2010 年 11 月份唐山矿 2781 综采工作面 1~9 号夜班整点时刻工作面瓦斯含量监测值为样本进行预测研究。把 1~8 号 8 d 夜班整点时刻工作面瓦斯含量作为输入向量 1,把 9 号夜班整点时刻的瓦斯含量作为期望输出数据,用动量梯度下降反向传播算法对网络进行训练,得出稳定的权值和阈值,最后用所得到的稳定网络对样品进行预测^[10]。输入向量 1 和预测结果见表 1。

本预测系统的用户层用 .net 架构的 C# 语言来开发,底层用 MATLAB 2008a 的神经网络工具箱开发的 COM 组件,获取数据的方法可以从 EXCEL 中导入或者动态从数据库中读取^[11]。

3 结论

采用人工神经网络,在唐山矿建立了开采工作面瓦斯涌出动态预测模型。该模型具有自动学习、提高预测精度和对瓦斯涌出量动态预测的功能。通过训练,预测误差不超过 0.09%,网络趋于稳定。数据的导入是任意选取的利用瓦斯监测系统记录的综采工作面一定时段的瓦斯含量值。网络的动量梯度下降反向传播算法步数不超过 1 000 步,预测精度达到了生产要求,这对于防范瓦斯事故、实现安全生产具有十分重要的意义。

参 考 文 献

- [1] Zhang Z M, Zhang Y G. *Geological Rules and Forecast of Gas*. Beijing: Coal Industry Press, 2005
(张子敏, 张玉贵. 瓦斯地质规律与瓦斯预测. 北京: 煤炭工业出版社, 2005)
- [2] Cai C G, Wang Y A. Qualitative analysis of coal and gas outburst. *J China Saf Sci*, 2004, 14(6): 109
(蔡成功, 王佑安. 煤与瓦斯突出一般规律定性定量分析研究. 中国安全科学学报, 2004, 14(6): 109)
- [3] Li X C, Nie B S, He X Q. Mechanism of coal and gas bursts caused by vibration. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2011, 33(2): 149
(李祥春, 聂百胜, 何学秋. 振动诱发煤与瓦斯突出的机理. 北京科技大学学报, 2011, 33(2): 149)
- [4] Ma W X, Jin Y B. *Study on Comprehensive Treatment Technology to Gas in Yangquan Coal Bureaus*. Beijing: Coal Industry Press, 2008
(马维绪, 金元斌. 阳泉矿区瓦斯综合治理技术的研究. 北京: 煤炭工业出版社, 2008)
- [5] Ma Y G, Lv P. The gray dynamic forecasting model research applies in the top corner gas consistence. *Coal Mine Modernization*, 2006(1): 30
(马云歌, 吕品. 上隅角瓦斯浓度灰色动态预测模型的研究及应用. 煤矿现代化, 2006(1): 30)
- [6] Ding J Y. *Manual of Dynamic Forecast Technology to Gas Explosion Hazard*. Beijing: China Sci-Tech and Culture Press, 2005
(丁佳宜. 瓦斯爆炸危险源动态预测技术实用手册. 北京: 中国科技文化出版社, 2005)
- [7] Zhang R L, Liu X, Zheng L J. The grey dynamic model for predicting gas gushing. *China Min Mag*, 2006, 15(12): 110
(张瑞林, 刘晓, 郑立军. 基于灰色动态建模的瓦斯涌出量预测方法研究, 中国矿业, 2006, 15(12): 110)
- [8] Wang L B, Shen J S, Yao D X, et al. Research on prediction of gas content based on gray correlation analysis and neural network. *J Anhui Univ Sci Technol Nat Sci*, 2010, 30(4): 1
(王来斌, 沈金山, 姚多喜, 等. 基于灰色关联与神经网络的瓦斯含量预测研究. 安徽理工大学学报: 自然科学版, 2010, 30(4): 1)
- [9] Li N Y, Guo D Y, Fan M C. Ash related analysis method applied to analysis of coal and gas outburst controlled factors. *Coal Sci Technol*, 2004, 32(2): 69
(李念友, 郭德勇, 范满长. 灰关联分析方法在煤与瓦斯突出控制因素分析中的应用. 煤炭科学技术, 2004, 32(2): 69)
- [10] Guo C Y, Xian X F, Yao W J, et al. Relationship between the fracture zone and cave of coal or gas outburst caving in coal and rock seams. *J China Univ Min Technol*, 2010, 39(6): 802
(郭臣业, 鲜学福, 姚伟静, 等. 煤层断裂破坏区与煤和瓦斯突出孔洞关系研究. 中国矿业大学学报, 2010, 39(6): 802)
- [11] Li N Y, Guo D Y, Wang X Y. Study on fuzzy ISODATA cluster method for prediction of coal and gas outburst. *Min Saf Environ Prot*, 2003, 30(3): 20
(李念友, 郭德勇, 王新义. 煤与瓦斯突出预测的模糊 ISODATA 聚类方法研究. 矿业安全与环保, 2003, 30(3): 20)