

基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出危险性的预测研究

刘 勇 江成玉

(贵州大学 矿业学院, 贵州 贵阳 550003)

摘要: 应用 BP 神经网络的理论和方法, 结合贵州某矿山的实际情况, 建立了基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出危险性预测的数学模型, 通过数学软件 matlab 7.0 对煤层的突出危险程度进行了预测。结果显示, 煤与瓦斯突出危险性的预测与实际情况相符, 表明采用 BP 神经网络模型进行预测是可行的, 为煤与瓦斯突出的预测提供了一种精度较高的方法。

关键词: BP 神经网络; 煤与瓦斯突出; 预测; 节点; matlab 语言

中图分类号: TD713

文献标识码: A

文章编号: 1006-6772(2011)01-0097-04

贵州省煤炭资源丰富, 煤质较优良且煤种比较齐全。但是, 贵州特殊的地理环境和复杂的地质构造条件, 造成了煤矿煤层透气性差、瓦斯含量高, 煤与瓦斯突出灾害严重制约着贵州煤炭工业的发展。由于煤与瓦斯突出的影响因素具有不确定性和模糊性, 同时煤矿开采深度的不断增加, 基于经验和数学建模统计的煤与瓦斯突出预测方法受到很大限制。人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 具有高度非线性映射、函数拟合、自学习、自组织、自适应和并行处理的能力, 能够捕捉蕴藏在突出历史数据中的影响煤与瓦斯突出因素与突出事件之间的相关规律, 弥补传统预测方法和认识程度的不足, 从而实现煤与瓦斯突出的可靠预测。

1 BP 神经网络原理

人工神经网络是在对人脑神经网络认识的基础上, 结合数学、物理方法, 从信息处理的角度对人脑神经网络进行抽象所建立的数学模型。典型的 BP 神经网络结构由输入层、隐含层以及输出层构成。神经网络训练时, 学习的过程由信号正向传播和误差反向传播 2 个过程组成。正向传播时, 输入

的样本经输入层传入, 经过各个隐含层的逐层处理后, 传向网络输出层。倘若输出层的实际输出与期望输出的结果不符, 则转入误差反向传播过程。误差的反向传播是将输出误差以某种形式通过各隐含层逐层反传到输入层, 并将输出误差分摊到各层的所有单元, 从而获得各层单元的误差信号, 利用误差信号作为修正各单元权值的依据^[1]。通过正向和反向传播的不断迭代, 修正各层权值, 从而使误差信号达到可以接受的程度或学习次数达到预先设置的次数为止。也就是“学习正方向—误差反方向—交替训练—误差收敛”过程。这个学习规则称为“广义的 δ 规则”。BP 神经网络结构训练流程如图 1 所示^[2]。

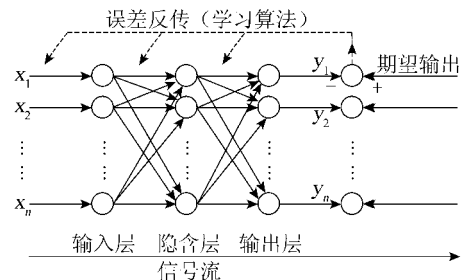


图 1 BP 神经网络结构训练流程

收稿日期: 2010-11-15

基金项目: 省基金项目“贵州省地方煤矿瓦斯突出预测技术的研究”(Z053074)

作者简介: 刘 勇(1961—)男, 天津人, 博士。现在贵州大学矿业学院从事采矿工程专业的教学和科研工作。

设前馈型 BP 神经网络模型输入层的输入向量是 $X = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_i \ \dots \ x_n)^T$, 隐含层的输出向量是 $Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_j \ \dots \ y_m)^T$, 输出层的输出向量是 $O = (o_1 \ o_2 \ \dots \ o_k \ \dots \ o_l)^T$, 期望输出向量是 $D = (d_1 \ d_2 \ \dots \ d_k \ \dots \ d_l)^T$. 输入层与隐含层之间用权值矩阵 V 表示, $V = (v_1 \ v_2 \ \dots \ v_j \ \dots \ v_m)$, 其中, 列向量 V_j 是隐含层第 j 个神经元所对应的权值向量; 隐含层与输出层之间用权值矩阵 W 表示, $W = (w_1 \ w_2 \ \dots \ w_k \ \dots \ w_l)$ 其中, 列向量 W_k 是输出层第 k 个神经元所对应的权值向量. BP 人工神经网络的输入和输出关系如下:

$$\text{对于输出层有: } O_k = f(\text{net}_k), \text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j$$

$$k = 1 \ 2 \ \dots \ l \quad (1)$$

$$\text{对于隐含层有: } Y_i = f(\text{net}_i), \text{net}_i = \sum_{j=0}^n v_{ij} x_j$$

$$j = 1 \ 2 \ \dots \ m \quad (2)$$

式(1) (2) 中, 转移函数 $f(x)$ 均为单极性 Sigmoid 函数: $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

样本经过正向传播运算后, 当网络输出与期望输出不等时, 存在输出误差 E , 误差经过向隐含层和输入层的不断展开, 可得到网络误差公式:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\text{net}_k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \{ d_k - f[\sum_{j=0}^m w_{jk} f(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i)] \}^2 \quad (3)$$

由式(3)可知, 网络的输出误差是其各层权值 $w_{jk} \ v_{ij}$ 的函数, 通过调整权值, 从而改变误差 E . 调整权值的原则就是不断地减少误差, 因此, 各层权值的调整量和误差的梯度下降成正比关系, 即:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$$

$$j = 0 \ 1 \ 2 \ \dots \ m; \ k = 1 \ 2 \ \dots \ l \quad (4)$$

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}$$

$$i = 0 \ 1 \ 2 \ \dots \ m; \ j = 1 \ 2 \ \dots \ m \quad (5)$$

式(4) (5) 中, 负号代表梯度下降, 常数 $\eta \in (0 \ 1)$ 为比例系数, 在训练过程中反映学习的效率. 此类算法为误差的梯度下降算法, 通过应用该算法并结合上述过程, 网络误差由输出层不断向输入层反向传播, 经过多次调整后, 达到预定的网络要求.

2 煤与瓦斯突出危险性的预测

2.1 输入和输出样本选择

基于 BP 煤与瓦斯突出危险性预测网络模型的

建立, 关键是确定网络输入层、隐含层和输出层节点的个数. 输入向量需要选取比较容易提取的变量, 且对输出目标的权重影响比较大, 同时各个输入变量之间相关性很小或者无关; 输出量代表系统要实现的功能目的, 其选择确定相对容易. 笔者结合贵州某矿山的实测资料, 选取影响该矿山突出危险性的 9 个主控因素为输入样本, 确定输入变量: D_1 —瓦斯放散初速度, D_2 —煤的破坏类型指标, D_3 —煤层瓦斯压力, D_4 —地质构造类型指标, D_5 —煤的坚固性系数指标, D_6 —煤层透气性系数, D_7 —煤层瓦斯含量, D_8 —钻孔瓦斯涌出量衰减系数, D_9 —煤层开采深度. 输出向量是煤与瓦斯突出危险性的特征, 对煤层或区域按照危险程度进行分类. 笔者结合煤与瓦斯突出的相关理论知识, 以及地应力、瓦斯参数、煤体结构和煤体物理力学性质等方面构建的煤与瓦斯突出危险性评价指标体系, 并根据矿井的实际生产情况, 作为现场评价煤层突出危险性的理论参考依据. 煤层突出危险程度分为 4 种类型: 输出 4 个节点用来代表 4 种输出模式, 即 (1 0 0 0) 代表突出危险性严重, (0 1 0 0) 代表突出危险性较大, (0 0 1 0) 代表突出危险性中等, (0 0 0 1) 代表突出危险性一般.

2.2 网络模型构建

根据选取的输入和输出向量, 确定的网络输入层节点是 9, 输出层的节点是 4. 根据经验公式利用试凑法确定隐含层节点数: $m = \sqrt{n+l} + a$, 式中 m 代表隐含层的节点数; n 代表输入层的节点数; l 代表输出层节点数; a 为 1~10 之间的一个常数. 通过逐渐增加隐含层节点数, 当网络误差达到最小时对应的隐含层的节点数为 17, 因此, 构建的 BP 人工神经网络模型结构为 (9 17 4) 型. 图 2 为 BP 网络模型的结构.

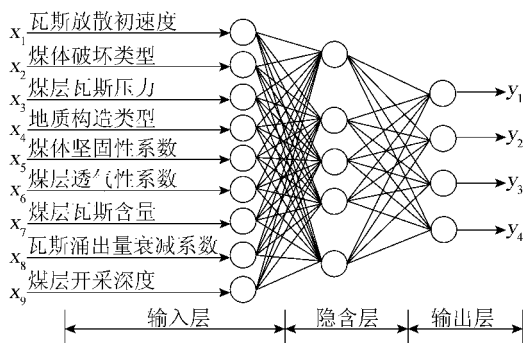


图 2 煤与瓦斯突出 BP 网络模型结构

2.3 BP神经网络的煤与瓦斯突出的预测

使用 matlab 语言编写煤与瓦斯突出预测的程序,并使用人工神经网络工具箱中的前馈型神经网络生成函数 newff 建立突出的预测模型,模型训练时,其参数设定为:收敛因子为 0.5,网络训练的最大次数为 10000 次,训练精度设置为 0.001。

网络训练中权值和阈值的初始值采用随机赋

值的方法。网络的第 1 层传递函数为对数型 S 型函数,第 2 层传递函数为线性函数 Purelin。通过 BP 神经网络误差反向传播算法训练建立的网络模型,当训练过程满足所设置的目标精度或者迭代次数达到最大时,自动停止训练。表 1 为煤与瓦斯突出危险性预测原始数据。其中煤的破坏类型指标除了 P5、P6、P7、P8 为 0.6 外,其余均为 0.5。

表 1 煤与瓦斯突出危险性预测原始数据^[4]

编号	预测煤层	瓦斯放散初速度/kPa	煤层瓦斯压力/MPa	地质构造类型指标	煤的坚固性系数	煤层透气性系数/ $(m^2 \cdot (MPa^2 \cdot d)^{-1})$	煤层瓦斯含量/ $(m^3 \cdot t^{-1})$	钻孔瓦斯衰减系数/ d^{-1}	煤层开采深度/m	网络期望输出
P1	3	2.43	0.65	0.5	0.33	0.730	9.814	0.657	139	(0 1 0 0)
P2	3	2.43	1.75	0.8	0.33	0.730	13.909	0.657	135	(0 1 0 0)
P3	5-2	1.36	1.20	0.8	0.54	0.811	9.591	1.090	182	(0 0 1 0)
P4	5-2	1.36	0.85	0.5	0.54	0.811	9.943	1.090	160	(0 0 1 0)
P5	19	2.7	1.20	0.9	0.24	0.502	13.305	1.535	341	(1 0 0 0)
P6	19	2.7	1.55	0.5	0.24	0.502	14.982	1.535	212	(1 0 0 0)
P7	19	2.7	0.84	0.9	0.24	0.502	11.278	1.535	232	(1 0 0 0)
P8	19	2.7	1.20	0.9	0.19	0.502	13.305	1.535	342	(1 0 0 0)
P9	17-1	3.20	0.48	0.9	0.21	0.142	8.299	0.193	200	(0 1 0 0)
P10	17-1	1.67	0.85	0.5	0.55	0.142	10.121	0.193	290	(0 1 0 0)
P11	12-1	1.67	0.70	0.9	0.55	5.062	9.059	0.588	292	(0 0 0 1)
P12	12-1	1.36	1.60	0.5	0.34	5.062	16.326	0.588	316	(0 0 0 1)
P13	12-1	1.36	1.65	0.9	0.34	5.062	16.54	0.588	288	(0 0 0 1)

2.4 预测结果分析

建立的煤与瓦斯突出危险性预测的 BP 神经网络模型经过 5881 次的训练,达到了网络模型中预先设置的目标精度 0.001。BP 神经网络煤与瓦斯突出危险性预测^[3]结果见表 2,网络训练误差变化如图 3 所示。

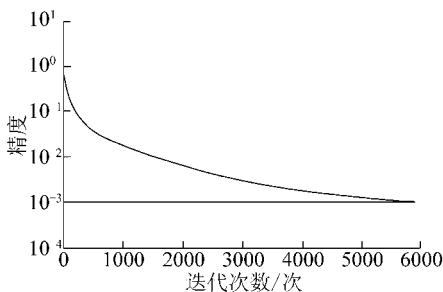


图 3 BP 网络训练过程中误差变化

表 2 BP 神经网络煤与瓦斯突出预测结果

序号	输出 1	输出 2	输出 3	输出 4	网络输出	突出危险程度
P1	0.0038	0.9764	0.0012	-0.0026	(0 1 0 0)	中等
P2	0.0034	1.0084	0.0107	-0.0231	(0 1 0 0)	中等
P3	-0.0180	-0.0259	0.9935	0.0985	(0 0 1 0)	一般
P4	0.0186	0.0429	0.9788	-0.0750	(0 0 1 0)	一般
P5	1.0213	-0.0851	0.0386	-0.0703	(1 0 0 0)	严重
P6	0.9901	-0.0060	-0.0050	0.0170	(1 0 0 0)	严重
P7	1.0058	0.0254	0.0110	-0.0002	(1 0 0 0)	严重
P8	0.9841	0.0646	-0.0438	0.0498	(1 0 0 0)	严重
P9	-0.0034	1.0042	-0.0083	0.0258	(0 1 0 0)	中等
P10	-0.0127	0.9877	0.0115	0.0238	(0 1 0 0)	中等
P11	0.0075	0.0035	0.0103	0.9341	(0 0 0 1)	较小
P12	0.0029	0.0011	0.0040	1.0321	(0 0 0 1)	较小
P13	-0.0004	0.0036	-0.0033	0.9884	(0 0 0 1)	较小

3 结 语

(1) 利用 BP 神经网络建立的突出预测模型对突出危险性进行预测是可靠的,预测结果与实际生产情况相符,具有良好的泛化能力。预测模型为煤与瓦斯突出危险性程度的预测提供了一种新的途径,预测效果优于传统的预测方法,对煤矿的安全生产具有指导意义,针对贵州突出灾害严重的问题提供了一种新的预测模型和方法,对保障煤矿安全生产和指导现场工作提供理论依据。

(2) 基于 BP 人工神经网络建立的突出危险性预测模型,应根据矿井的实际情况合理选择预测指

标,保证选取训练样本原始数据的正确性,同时还需合理确定隐含层节点数,设计合理的网络模型结构,以便提高其预测精度,真实客观地反映突出危险性与其影响因素之间的非线性关系。

参考文献:

- [1] 李春辉,陈日辉,苏恒瑜. BP 神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用[J]. 矿冶, 2010, 19 (3): 23 - 25.
- [2] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 97 - 116.
- [3] 李春辉. 基于 BP 神经网络的煤与瓦斯突出危险性预测的研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2010.

Predetermination of coal and gas outburst based on BP neural network

LIU Yong, JIANG Cheng-yu

(Institute of Mining Technology, Guizhou University, Guiyang 550003, China)

Abstract: Combining the theory and methods of BP neural network, as well as the actual situation of one mine in Guizhou Province, build a mathematical model which could forecast coal and gas outburst. The results show that the predetermination tally with facts, this method is of significance in its application.

Key words: BP neural network; coal and gas outburst; forecast; node; matlab language

(上接第 90 页)

Design and application of boiler firing RDF, RPF and waste wood

LI Rong, REN Yuan

(Weiming Environment Protection Equipment Co., Ltd., Shanghai 200063, China)

Abstract: According to the chemical properties of RDF, RPF and waste wood, the design method is based on the connection of vertical structure with four-return and firing-grate. The structure of boiler and combustion characteristics of the fuel are introduced, which could guide the practical application of this type boiler.

Key words: RDF; RPF; waste wood; grate-fired boiler; four-return vertical boiler

欢迎煤炭战线广大科技工作者踊跃投稿
欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎发布产品信息