

基于模糊神经网络兖州矿区立井井筒 非采动破裂的判别

刘环宇^{1,2}, 王思敬³, 曾钱帮³, 胡波³, 夏正义⁴

(1. 中国科学院武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉, 430071; 2. 国投新集能源股份有限公司, 安徽 淮南 232170; 3. 中国科学院地质与地球物理研究所, 北京 100029; 4. 解放军总后勤部科学研究所, 北京 100071)

摘要: 煤矿立井井筒非采动破裂是一种新型工程地质灾害。该灾害的发生与各影响因素之间的关系为非线性的、不确定的。本文采用模糊神经网络对其中隐藏的规律进行了提取与捕捉。经检验结果表明, 通过模糊逻辑判别与人工神经网络的相结合能够很好的对立井井筒破裂灾害的发生进行判别, 且结果准确可靠, 能够满足实际要求。

关键词: 立井井筒; 非采动破裂; 模糊神经网络; 模糊化; 隶属度

中图分类号: TU 435 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000 - 4845(2005)10 - 1237 - 04

作者简介: 刘环宇(1973 -), 男, 博士生, 主要从事岩土工程方面的研究工作。

Judgment for non-mining fracture of shaft-lining in Yanzhou mine based on fuzzy neural network

LIU Huan-yu^{1,2}, WANG Si-jing³, ZENG Qian-bang³, HU Bo³, XIA Zheng-yi⁴

(1. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China; 2. SDIC Xinji Energy Co. Ltd, Huainan 232170, China; 3. Institute of Geology and Geophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China; 4. Institute of Logistics Science PLA, Beijing 100071, China)

Abstract: Non-mining fracture of shaft-lining is a new style of engineering geological hazard. The relationship between the developing of fracture and its factors of influence is non-linear and indeterminate. Adopting fuzzy neural network, hidden regularities for non-mining fracture of shaft-lining were extracted and captured. The verifying results indicated that the approach combining fuzzy logical judgment with artificial neural network could distinguish the developing of non-mining fracture of shaft-lining. The obtained results were accurate, reliable and could meet the practical requirements.

Key words: shaft lining; non-mining fracture; fuzzy neural network; fuzzification; membership; grade

0 前 言

自厚冲积层立井井筒破裂现象发生至今的十多年来, 广大科研工作者通过各种方法对其发生机理及预报、预测进行了大量的研究工作, 得到了许多相关的理论和成果, 目前, 对于立井井筒破裂是由于立井周围土体大量失水产生固结沉降, 在立井井筒外壁产生负摩阻力而导致井筒破裂的理论已经逐渐被大多数人所接受, 而且现场的实际监测与室内试验都证明了此理论的正确性^[1,2]。

目前关于立井井筒破裂判别、预测的方法主要有两种:

(1) 传统的现场监测与力学分析计算方法。是通过加强对井筒变形的监测, 以监测数据为依据, 对井筒的变形进行分析, 对其破裂进行判别、预报, 也可

以通过监测数据建立立井井筒破裂的数值模拟模型, 在给定条件的情况下, 通过数值计算模拟立井井筒破裂过程, 对立井井筒的破裂进行判别^[3]。

(2) 非线性预测与判别方法。是新近发展起来的方法^[4,5], 即系统科学、智能技术方法, 特别是研究非线性复杂系统的一些方法, 如神经网络、模糊神经网络预测等。

立井井筒非采动破裂是一种新型的工程地质灾害, 在破裂过程中受到多种因素的影响, 且许多影响因素是模糊的, 不确定的, 模糊神经网络的判别将模糊理论与神经网络技术相结合, 充分发挥两者在判别、预测理论上的优势, 有利于立井井筒破裂过程中模糊

信息的处理及破裂规律的抽取, 据此对有可能发生破裂的立井井筒进行判别、预测, 从而采用相应措施对立井井筒进行治理, 对于保证煤矿立井的安全生产具有重要的意义。

1 模糊神经网络的模糊分类与网络学习算法

模糊神经网络是一种新型的神经网络, 它是在网络中引入模糊算法或模糊权系数的神经网络。模糊神经网络包括五种类型, 如表 1 所示, 煤矿立井井筒破裂判别采用第三种类型的模糊神经网络, 即首先对神经网络的输入数据进行模糊化处理, 将输入数据进行模糊分类, 然后运用改进算法的 BP 神经网络从模糊数据中提取模糊规则, 最后对输出结果进行去模糊化处理, 得到预测结果。

1.1 输入数据的标准化

由于各非采动破裂立井井筒特征因素之间大小相差很大, 因此网络学习前应将输入数据进行标准化, 标准化计算采用极值标准化公式。

$$x_s = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

式中 x_s 为标准化后的数据; x 为输入数据; x_{\min} 为输入数据最小值, 根据实际情况取零; x_{\max} 为某输入特征因素最大值。

1.2 特征因素数据(输入数据)的模糊化和输出数据的去模糊化

将表 3 的特征因素值进行模糊化处理, 数据模糊化处理的主要目的是将输入数据空间进行分割和获取模糊规则, 模糊化处理采用梯形隶属度函数进行计算, 其函数关系如图 1 所示, 数据模糊化公式为^[6]

$$u_1(x) = \begin{cases} 1, & x < a, \\ \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 0, & x > b, \end{cases} \quad (2)$$

$$u_2(x) = \begin{cases} 0, & a < x, \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 1, & x > b, \end{cases}$$

式中 x 为特征因素数据; a 、 b 为将变量区间划分为模糊子集的临界值。

对于输出数据的去模糊化采用最大隶属函数法, 计算规则为当输出值大于 0.9 时, 其去模糊化值为 1, 小于 0.9 时取 0, 由此确定网络的输出集合模式为 {1, 1}, {0, 0}, 其中 {1, 1} 表示立井井筒将要破裂或已

经发生破裂, {0, 0} 表示立井井筒未发生破裂。

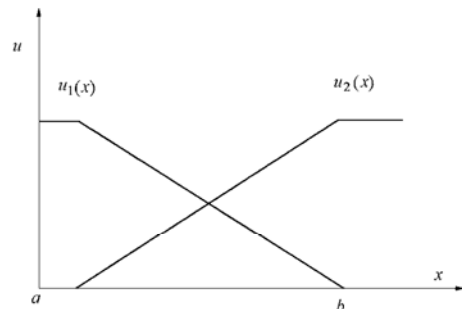


图 1 隶属函数

Fig. 1 Membership grade function

1.3 模糊神经网络所采用的学习算法

在传统神经网络学习算法存在两个主要问题: 收敛速度慢, 在训练过程中会产生局部极小值。本神经网络采用改进学习算法——附加动量法, 附加动量法是在传统算法的基础上在每一个权值的变化上加上一项正比于前次权值变化量的值, 并根据反向传播算法来产生新的权值变化。采用附加动量法的作用为加快神经网络的训练速度, 避免网络陷入局部极小值。带有附加动量因子的权值调节公式为

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}(k+1) = (1-mc)\eta\delta_i p_j + mc\Delta w_{ij}(k), \\ \Delta b_i(k+1) = (1-mc)\eta\delta_i + mc\Delta b_i(k), \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\Delta w_{ij}(k)$ 为权值向量; $\Delta b_i(k)$ 为阈值向量; mc 为动量因子, 为学习速率; η 为局部梯度, 为输入向量。

2 兖州矿区立井井筒破裂判别的模糊神经网络

2.1 立井井筒非采动破裂特征因素的选取

兖州矿区的现场调查表明, 发生立井井筒非采动破裂矿区的水文地质与工程地质条件都具有如下的特点:

井筒都穿过第四系深厚表土, 其厚度大都在 200m 左右。厚度变化总体趋势是由东向西、由南至北逐渐增厚, 第四系土层分为上、中、下三组, 其下则为煤系岩层。其中上组平均厚 49.45 m, 中组平均厚 56.71 m, 透水性弱, 为相对隔水层组, 下组平均厚 48.87 m, 可分为上、下两个含水段, 下段含水层即为三含(底含), 底含总体组成结构复杂, 且厚度变化较大, 为承压含水层, 在矿区开采排水的影响下, 破坏井筒周围底含水头都发生了大幅度下降^[4]。

通过对立井井筒非采动破裂机理及破裂矿区的水文地质与工程地质特点分析选取以下几个因素作为影响立井井筒破裂的特征因素:

表 1 模糊神经网络 (FNN) 的基本类型

Table 1 Basic model of fuzzy neural network

名称	类型 I (HNN)	类型 II (FNN ₁)	类型 III (FNN ₂)	类型 IV (FNN ₃)	类型 V (HFNN)
组成	以“与或”运算取代 S 型函数	权值为模糊量	输入值为模糊量	输入值和权值均为模糊量	在 FNN 基础上采用“与或”运算代替 S 型函数

表 2 立井井筒破裂特征因素

Table 2 Characteristic factor of shaft lining fracture

样本	井筒名称	表土层厚度/m	井筒直径/m	井壁厚度/m	底含水位降/m	底含厚度/m	井筒建成使用时间/月	破裂状况
1	兴隆庄主井	189.31	8.92	1.21	60.225	34.1	192	已破裂
2	兴隆庄副井	190.41	10.1	1.3	60.225	30	225	已破裂
3	兴隆庄东风井	190.41	6.4	0.7	60	32.85	241	已破裂
4	兴隆庄西风井	189.5	7.4	0.95	70	29.9	230	已破裂
5	鲍店主井	148.69	8.5	1	84	56.29	194	已破裂
6	鲍店副井	148.6	10	1	82	55	187	已破裂
7	鲍店北风井	202.56	6.6	0.8	80	59	190	已破裂
8	杨村主井	185.5	6.4	0.7	87.5	57.72	146	已破裂
9	杨村副井	184.5	7	1	87	56	139	已破裂
10	杨村北风井	173.4	5.9	0.7	86.2	65.3	136	已破裂
11	兴隆庄主井	189.31	8.92	1.21	0	34.1	0	未破裂
12	兴隆庄副井	190.41	10.1	1.3	0	30	0	未破裂
13	兴隆庄东风井	190.41	6.4	0.7	0	32.85	0	未破裂
14	兴隆庄西风井	189.5	7.4	0.95	0	29.9	0	未破裂
15	鲍店主井	148.69	8.5	1	0	56.29	0	未破裂
16	鲍店副井	148.6	10	1	0	55	0	未破裂
17	鲍店北风井	202.56	6.6	0.8	0	59	0	未破裂
18	杨村主井	185.5	6.4	0.7	0	57.72	0	未破裂
19	杨村副井	184.5	7	1	0	56	0	未破裂
20	杨村北风井	173.4	5.9	0.7	0	65.3	0	未破裂

(1) 表土层厚度。由于立井井筒非采动破裂只发生在厚冲积层中建成的立井井筒, 因此表土层厚度是立井井筒非采动破裂现象发生的必要因素。表土层厚度越大, 土层对立井井筒的侧压力越大, 且土层与井筒的相互作用的面积增大, 底含沉降时产生的立井井筒附加力加大, 立井井筒发生破裂的可能性越大。

(2) 下组土层厚度。下组土层厚度决定了立井井筒周围土层的变形量, 且土层变形量直接关系到立井井筒附加应力的的大小, 因此土层厚度越大, 井筒破裂的可能性增大, 所以确定下组土层厚度为立井井筒破裂的主要影响因素。

(3) 底含水位降。底含水位降为立井井筒周围土层中孔隙水压力的损失量, 它与立井井筒附加力大小有直接的关系, 因此底含水位降决定了立井井筒破裂的可能性。

(4) 井筒外径。由于在确定的工程地质条件下立井井筒外表面积与立井井筒附加力的大小成正比, 则确定立井井筒外径大小为立井井筒破裂的主要因素。

(5) 井壁厚度。井壁厚度越大, 立井井筒的净截面积越大, 立井井筒内壁应力降低, 有利于立井井筒的稳定。

(6) 井筒投入使用时间。井筒投入使用时间越长, 底含水位降越大, 立井井筒破裂的可能性也增大。

根据兖州矿区立井井筒破裂的实际资料所选取的数据如表 2 所示。

2.2 模糊神经网络的建立、训练和检验

立井井筒非采动破裂判别的模糊神经网络模型共分六层, 其中包括数据模糊化层, 输入层, 两个隐含层, 输出层, 去模糊化层, 模糊神经网络的结构为 (6, 6, 20, 20, 2, 2), 网络的训练误差为 1×10^{-5} , 模糊神经网络的训练样本集和检验样本集如表 3, 4 所示。在模糊神经网络训练结束后, 将检验样本集代入训练结束后的网络进行检验, 其检验结果如表 4 所示。

检验结果表明, 采用模糊神经网络对立井井筒破裂进行判别具有较高的精度, 且结果正确可靠, 能够满足实际要求。

表3 模糊神经网络训练样本集

Table 3 Training sample collection for the fuzzy neural network

样本	表土层厚度/m	井筒直径/m	井壁厚度/m	底含水位降/m	底含厚度/m	井筒建成使用时间/月	破裂实际状况	训练值	去模糊化值
1	1	1	0.5481	0.7354	0.4493	1	1,1 已破裂	0.99789, 0.99741	1,1
2	1	0.6671	1	0.7321	0.5038	1	1,1 已破裂	0.99547, 0.99809	1,1
3	1	0.7908	0.7961	0.875	0.4474	1	1,1 已破裂	0.99746, 0.99821	1,1
4	0.7926	0.927	0.75	1	0.9525	0.8812	1,1 已破裂	0.99913, 0.99708	1,1
5	0.792	1	0.75	1	0.9278	0.8449	1,1 已破裂	0.99896, 0.99663	1,1
6	1	0.6918	0.9688	1	1	0.8605	1,1 已破裂	0.99861, 0.99792	1,1
7	1	0.7413	0.75	1	0.947	0.596	1,1 已破裂	0.99624, 0.99551	1,1
8	0.9451	0.6052	1	1	1	0.5804	1,1 已破裂	0.99579, 0.99514	1,1
9	1	1	0.5481	0	0.4493	0	0,0 未破裂	0.0070324, 0.00379	0,0
10	1	0.6671	1	0	0.5038	0	0,0 未破裂	0.002102, 0.0024369	0,0
11	1	0.7908	0.7961	0	0.4474	0	0,0 未破裂	0.0026539, 0.0023119	0,0
12	0.7926	0.927	0.75	0	0.9525	0	0,0 未破裂	0.0020631, 0.0037709	0,0
13	0.792	1	0.75	0	0.9278	0	0,0 未破裂	0.0024744, 0.0042281	0,0
14	1	0.6918	0.9688	0	1	0	0,0 未破裂	0.0017573, 0.0033896	0,0
15	1	0.7413	0.75	0	0.947	0	0,0 未破裂	0.0017337, 0.0035897	0,0
16	0.9451	0.6052	1	0	1	0	0,0 未破裂	0.001659, 0.0030125	0,0

表4 模糊神经网络检验样本集

Table 4 Verifying sample collection for the fuzzy neural network

样本	表土层厚度/m	井筒直径/m	井壁厚度/m	底含水位降/m	底含厚度/m	井筒建成使用时间/月	检验值	输出值	实际破裂状况
1	1	0.979	0.5981	0.7354	0.5278	0.8709	0.9972, 0.99661	1,1	已破裂
2	1	0.979	0.5981	0	0.5278	0	0.0044869, 0.0033285	0,0	未破裂
3	1	0.6671	1	1	0.9799	0.6323	0.99628, 0.99572	1,1	已破裂
4	1	0.6671	1	0	0.9799	0	0.0017482, 0.0032301	0,0	未破裂

3 结 论

采用模糊人工神经网络方法来预测立井井筒的非采动破裂, 是基于模糊计算对存在于大量现场数据中隐藏规律的提取及判别功能与人工神经网络所具有的学习、和容错功能相结合, 对于煤矿竖井破裂的这种受到许多不确定因素的影响的工程现象进行判别, 检验结果表明对于立井井筒破裂现象能够给出比较准确的判别, 所以应用模糊神经网络对立井井筒破裂状态进行判别, 可有效的判断井壁的破裂状态, 且精度高, 实用性强。

以上建立的模糊神经网络仅适用于兖州矿区的立井井筒或与兖州矿区工程地质条件相近的立井井筒破裂现象的判别, 对于工程地质条件相差较大的矿区的立井井筒破裂的判别应结合其他立井井筒破裂的判别方法对判别结果进行验证。

参考文献:

- [1] 崔广心. 特殊地层条件竖井井壁破裂机理[J]. 建井技术, 1998, 19(2): 29 - 32.
- [2] 李文平, 于双忠. 深厚表土层中煤矿立井非采动破裂的研究[J]. 工程地质学报, 1995, 3(1): 45 - 55.
- [3] 刘环宇, 李 晓, 王思敬, 曾钱帮. 厚冲积层立井井筒非采动破裂过程的三维耦合数值模拟[J]. 工程地质学报, 2004, 12 (Suppl.): 529 - 532.
- [4] 陈昌彦, 王思敬, 沈小克. 边坡岩体稳定性的人工神经网络预测模型[J]. 岩土工程学报, 2003, 23(2): 157 - 161.
- [5] 冯夏庭, 王泳嘉. 煤矿顶板矿压显现实时预报的自适应神经网络[J]. 煤炭学报, 1995, 20(5): 455 - 460.
- [6] 吴财芳, 曾 勇, 张子戊, 等. 基于模糊神经网络的煤与瓦斯突出区域的预测研究[J]. 煤田地质与勘探, 2002, 30(6): 4 - 7.