

基于模糊神经网络和证据理论的瓦斯突出评判策略

刘海波¹, 黎永碧², 王福忠¹

(1. 河南理工大学 电气工程与自动化学院, 焦作 454000; 2. 河南工业和信息化职业学院, 焦作 454000)

摘要: 针对影响煤矿瓦斯突出因素的不确定性和复杂的非线性关系, 不能够利用经典的数学理论建立精确的预测模型, 将模糊神经网络和 D-S 证据理论有机结合, 提出了基于模糊神经网络和 D-S 证据理论的煤矿瓦斯突出危险等级评判策略. 首先对传感器采集的待评判采掘面参数进行预处理, 使用模糊神经网络得出第一步的融合结果, 并将其进行归一化处理, 归一化函数作为基本概率赋值函数, 然后将归一化之后的数值作为基本概率分配值, 再用 D-S 证据理论进行第二次数据融合, 作出最终评判. 实验结果表明, 该方法具有良好的适应性并能得到准确性较高的评判结果.

关键词: 瓦斯突出; 危险等级评判; 模糊神经网络; 证据理论

中图分类号: TP 206 **文献标志码:** A

Evaluation Strategy of Gas Outburst Based on Fuzzy Neural Network and Evidence Theory

LIU Haibo¹, LI Yongbi², WANG Fuzhong¹

(1. School of Electric Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Henan College of Industry & Information Technology, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Because of the complicated non-linear relation between the coalmine gas outburst and its affecting factors, it is difficult to establish an accurate detection model with traditional mathematical method. The fuzzy neural network and D-S evidence theory were organically combined to suggest an evaluation strategy for the coalmine gas outburst risk level. After perprocessing the evaluation parameters data flow, the first-step fused result was obtained by using fuzzy neural network and normalized as a basic probability assignment function. Each output value was taken as the basic belief assignment value, then through D-S evidence theory fusion to get the second fused result. The simulation results show that the model is reliable and precise and the security level can be accurately predicted with the proposed method.

Keywords: gas outburst; risk level evaluation; fuzzy neural network; evidence theory

煤炭作为我国工业生产的主要能源, 当前在国家能源生产和一次消费结构中占据到大约 70%, 到

2050 年煤炭的使用率仍然会占到 50% 左右. 因此, 在今后很长的一段时间内, 煤炭仍然是我国能源工

收稿日期: 2014-12-25

基金项目: 河南省科技攻关计划资助项目(102102210203)

第一作者: 刘海波(1982-), 男, 讲师. 研究方向: 智能信息处理. E-mail: lhb1403@126.com

业生产中的主要力量.但是,在煤炭的开采过程中,我国每年的煤矿瓦斯突出和爆炸事故时有发生,不仅对人民群众的生命财产造成巨大损失,而且给国家的利益和声誉带来了严重影响^[1].所以,如何能够准确可靠地对煤矿瓦斯突出的发生进行预测,并进行有效的防治,对采掘面的瓦斯突出危险等级进行科学评判,已经成为煤矿安全生产技术研究中的重要研究方向,同时也是国家在安全生产领域中亟待解决的重大问题.

1 煤矿瓦斯突出危险等级评判方法

煤矿瓦斯突出是十分复杂的过程,影响突出的因素众多.许多学者对采掘面瓦斯突出危险等级评判方法进行了研究,主要有采用专家系统的方法、神经网络的方法及模糊理论的方法等^[2].其中,专家系统是以知识为基础的智能评判系统,它的灵活性和适用性是建立在大量的专家知识和适合的推理系统的条件下,容易受到主观因素的制约^[3].神经网络的方法可以解决较复杂的非线性问题,并能够进行自学习,但是,该方法只能根据原始样本数据,不能利用人类的宝贵经验知识,对系统评判没有确定的物理意义^[4].模糊理论的方法主要是利用模糊关系矩阵获取对象的模糊矢量和特征集,并计算出模糊矢量之间的映射关系,然后根据模糊准则进行评判.系统不仅能够利用前人宝贵的经验,而且参数具有确定的物理意义,但由于需要准确有效的对象状态集和特征集,当出现新的突出因素时,该方法评判的准确率较低^[5-6].D-S证据理论具有处理不确定性信息的能力,决策准确,但其基本概率函数构造比较困难^[7].本文将模糊逻辑和神经网络结合起来构造模糊神经网络,再利用D-S证据理论进行全局信息融合,充分利用各种信息,使融合从信息的有效组合出发,提高了评判的准确性.

1.1 D-S证据理论的合成规则

D-S合成法则是一个反映证据联合作用的法则.令识别框架 X 上的2个信度函数分别为 Bel_1 和 Bel_2 ,它们对应的基本可信度分配分别为 m_1 和 m_2 ,焦点元素分别是 $A_1, A_2, \dots, A_k$ 和 $B_1, B_2, \dots, B_n$,设 $\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) > 1$,则合成后的基本可信度函数 $m:2^X \rightarrow [0,1]$ 为

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset \\ \sum_{\substack{A_i \cap B_j = A \\ A_i \cap B_j \neq \emptyset}} \frac{m_1(A_i)m_2(B_j)}{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}, & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

信度函数的核心为 Bel_1 和 Bel_2 核心的交集,信度函数 Bel_1 和 Bel_2 的直和记为 $Bel_1 \oplus Bel_2$.若同一识别框架 X 上有多个信度函数 $Bel_1, Bel_2, \dots, Bel_n$,基本可信度分配分别为 $m_1, m_2, \dots, m_n$.若 $Bel_1 \oplus Bel_2 \oplus \dots \oplus Bel_n$ 存在,则 n 个信度函数的组合为

$$Bel = \{[(Bel_1 \oplus Bel_2) \oplus Bel_3] \oplus \dots\} \oplus Bel_n \quad (2)$$

1.2 模糊神经网络与D-S证据理论的融合

利用模糊神经网络进行评判的结果取决于样本的准确性和充分性,在精度范围内具有不确定性,而D-S证据理论具有处理不确定信息的能力^[8].所以,本文将模糊神经网络和D-S证据理论相结合进行瓦斯突出危险等级评判,其基本思想是首先采用多个数据传感器采集待评判采掘面参数的数据流,然后对其进行归一化处理,并进行模糊神经网络训练和测试,低维神经网络的测试结果经处理后,作为证据理论的基本可信度分配值,最后进行证据的融合,进行最终的评判决定,其评判模型如图1所示.

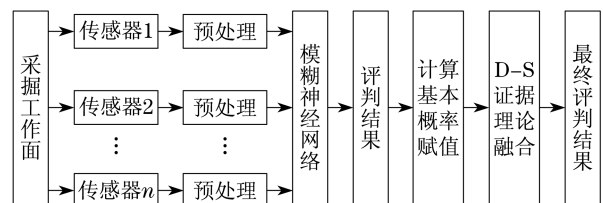


图1 基于模糊神经网络和D-S证据理论的评判模型

Fig.1 Comprehensive diagnostic model based on fuzzy neural network and D-S evidence theory

1.3 基于D-S证据理论的基本概率函数的构造

要将模糊神经网络的输出结果转化为证据理论的推理模型,关键是构造D-S证据理论决策所需要的基本概率函数.将模糊神经网络的输出结果进行归一化处理,将归一化函数作为基本概率赋值函数,然后将其作为每一个焦元的基本概率赋值^[9].每个采掘面的多个点所测得的关键指标数值作为运用D-S证据理论需要的各自识别空间,将采掘面的多个点的模糊神经网络的输出结果经过归一化处理之后的数值作为多个证据源.模糊神经网络的输出结果用 $y(A_i)$ 表示,对瓦斯突出的每个评判等级支持的基本概率赋值函数是 $m(A_i)$, $m(\theta_i)$ 是评判等级的不确定性基本概率赋值函数.

$$m(A_i) = \frac{y(A_i)}{S} \quad (3)$$

式中: A_i 是需要评判采掘面煤矿瓦斯突出的 n 个等级状态, $i=1,2,\dots,n$; $y(A_i)$ 是模糊神经网络的

评判结果.

$$m(\theta_i) = 1 - \sum_{i=1}^n m(A_i) \quad (4)$$

$$S = \sum_{i=1}^n y(A_i) + E_n \quad (5)$$

式中, E_n 是模糊神经网络的输出误差.

模糊神经网络输出结果的误差计算式为

$$E_n = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (t_{nj} - y_{nj})^2 \quad (6)$$

式中: t_{nj} 是第 n 个样本对应的第 j 个神经元的期望输出值, $j=1, 2, \dots, k$; y_{nj} 是第 n 个样本对应的第 j 个神经元的实际输出值.

2 实例仿真

2.1 初始数据及其处理

在对采掘面瓦斯突出危险等级进行评判时,结合现场条件和传感器的测量范围,首先选取影响瓦斯突出的 8 个关键评判指标,分别是瓦斯放散初速度(p_1)、煤的破坏类型(p_2)、瓦斯压力(p_3)、地质构造类型(p_4)、煤的坚固性系数(p_5)、煤的透气性系数(p_6)、煤体的瓦斯含量(p_7)、软分煤层厚度(p_8). 选取的样本数据包括正常状态和突出状态

时的指标值,以安全、比较危险、很危险这 3 种评判状态为例进行分析. 读取这些指标的初始数据,并利用模糊神经网络进行归一化处理. 考虑到现场环境及检测点的变化,将单向变化指标的参考值设为 0.30 和 0.65,双向变化指标的参考值设为 0.45,样本数据如表 1 所示.

2.2 模糊神经网络的初级诊断及可信度分配

文献[9]利用模糊神经网络进行故障诊断,其网络结构由 4 层组成,训练采用反向传播算法. 通过分析比较,本文中的模糊神经网络结构由输入层、模糊化层、隐含层、归一化层和输出层组成. 其中,输入层为 8 个神经元,模糊化层为 24 个神经元,隐含层为 64 个神经元,归一化层为 64 个神经元,输出层为 3 个神经元. 在实际的学习中,可以根据需要对隐含层作适当的改变,同时训练先进行正向传播过程,当输出与期望值不一致时,开始进行误差的反向传播,采用梯度下降法计算并不停地修正每个层的神经元的权值,不断地减小误差数值,以提高评判精度. 在 Matlab 中建立的模糊神经网络结构模型如图 2 所示. 其中,输入节点分别是影响瓦斯突出的 8 个关键指标,隐含层节点数由经验选取;网络期望输出用(001)代表很危险,(010)代表比较危险,(100)代表安全,网络的误差设定为 10^{-4} .

表 1 关键指标的初始数据

Tab.1 Initial data of key indicators

序号	$p_1/(\text{mL} \cdot \text{s}^{-1})$	p_2	p_3/MPa	p_4	p_5	$p_6/(\text{m}^2 \cdot \text{MPa}^{-2} \cdot \text{d}^{-1})$	$p_7/(\text{m}^2 \cdot \text{t}^{-1})$	p_8/m	评判等级
1	12.54	0.5	0.70	0.9	0.55	5.062	9.059	0.1	安全状态
2	11.17	0.5	1.60	0.5	0.34	5.081	16.326	0.1	安全状态
3	18.24	0.5	0.65	0.5	0.33	2.650	9.814	0.2	比较危险
4	18.14	0.6	1.75	0.6	0.32	2.653	17.230	0.2	比较危险
5	20.34	0.7	1.20	0.9	0.24	0.502	13.305	0.5	很危险
6	21.34	0.7	1.55	0.5	0.25	0.502	14.982	0.4	很危险
7	9.98	0.5	1.35	0.6	0.47	4.982	12.760	0.1	安全状态
8	17.11	0.6	1.69	0.6	0.35	2.168	13.790	0.3	比较危险
9	21.25	0.7	1.29	0.8	0.23	0.493	18.124	0.8	很危险

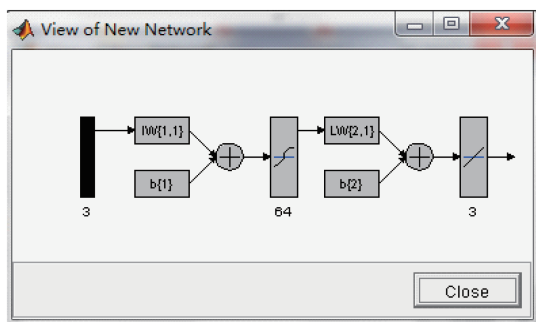


图 2 模糊神经网络结构模型

Fig.2 Structure of the fuzzy neural network

在模糊神经网络训练中,选取 9 组样本,前 6 组样本是训练样本,后 3 组数据作为测试仿真样本. 模糊神经网络的实际输出结果如表 2 所示,从中可以看出,结果基本上是正确的,但与期望输出结果存在一定的误差,网络训练之后得到的误差训练曲线如图 3 所示.

2.3 基于 D-S 证据理论再次融合的实验结果

首先运用式(3)将模糊神经网络的输出值进行归一化处理,将其作为每一个焦点元素的基本概率赋值. 运用式(4)算出评判等级的不确定性基本概率

表2 模糊神经网络的输出结果

Tab.2 Experimental results of the fuzzy neural network

评判样本		模糊神经网络实际输出		
		安全(值)	比较危险(值)	很危险(值)
样本1	1	0.987 301	0.004 380	0.008 124
	2	0.998 905	0.007 823	0.006 729
样本2	1	0.007 691	0.983 785	0.003 481
	2	0.006 372	0.998 733	0.004 623
样本3	1	0.003 817	0.004 870	0.993 872
	2	0.005 698	0.006 321	0.981 253

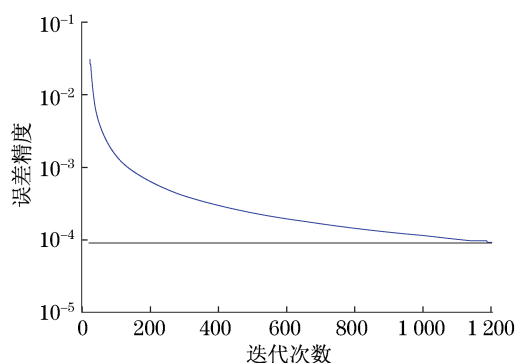


图3 模糊神经网络训练结果

Fig.3 Training error curve of the fuzzy neural network

赋值.分别用 A_1, A_2, A_3 来代表安全、比较危险、很危险状态,用 θ 来代表状态的不确定性.经过 Matlab 仿真实验,得到模糊神经网络实验结果的基本概率赋值如表3所示.

表3 模糊神经网络实验结果的基本概率赋值

Tab.3 Basic probability assignment of fuzzy neural network experimental results

评判样本		基本概率赋值			
		$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(\theta)$
样本1	1	0.851 283	0.007 987	0.005 438	0.000 817
	2	0.821 872	0.008 794	0.007 654	0.000 643
样本2	1	0.007 612	0.798 321	0.003 218	0.000 798
	2	0.005 436	0.842 318	0.004 356	0.000 954
样本3	1	0.004 328	0.007 634	0.821 981	0.000 872
	2	0.003 298	0.006 326	0.851 234	0.000 763

利用 D-S 证据理论的合成规则公式对表3中的数据进行融合,得到的融合结果如表4所示.

由表4可知,通过 D-S 证据理论的再次融合之后,不确定性值 $m(\theta)$ 明显变小了.这说明运用基于模糊神经网络和 D-S 证据理论的综合评判策略是非常有效的,提高了评判精度,可以迅速地判断出采掘面的评判状态.

表4 基于 D-S 证据理论的再次融合结果

Tab.4 Second fusion results based on D-S evidence theory

评判样本	融合结果			
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(\theta)$
样本1	0.999 712	0.000 054	0.000 021	0.000 000
样本2	0.000 011	0.999 123	0.000 018	0.000 001
样本3	0.000 023	0.000 032	0.999 829	0.000 000

3 结 论

煤矿瓦斯突出是一个十分复杂的过程,影响突出的因素众多且具有不确定性和复杂的非线性关系,本文提出利用模糊神经网络和 D-S 证据理论相结合的方法,首先使用模糊神经网络对煤矿瓦斯突出危险等级进行初级评判,并将其结果作为证据理论的基本概率赋值函数,再利用 D-S 证据理论的组合规则进行融合决策.实验结果验证了该方法的准确性和有效性,为煤矿瓦斯突出的预测提供了一种新的方法和思路.

参考文献:

- [1] 聂百胜,何学秋,王恩元,等.煤与瓦斯突出预测技术研究现状及发展趋势[J].中国安全科学学报,2003,13(6):40-43.
- [2] 赵旭生,于不凡,马代辉.煤与瓦斯突出矿井危险等级划分方法[J].矿业安全与环保,2000,27(2):4-8.
- [3] 范金志,郭德勇,马世志.工作面煤与瓦斯突出危险性的模糊综合评判[J].煤矿安全,2004,35(3):17-19.
- [4] 王剑,王宏华.基于模糊逻辑的学习率自调整 BP 神经网络[J].吉林大学学报(工学版),2004(7):153-156.
- [5] 王友楠,方祖华,孙震.基于模糊算法垂直泊车转向控制策略的研究[J].上海理工大学学报,2015,37(2):155-158.
- [6] 黄贞辉,陈玮,涂建.家用变频空调温度模糊控制算法研究[J].上海理工大学学报,2013,35(2):169-174.
- [7] 金海.多传感器模糊信息融合算法在煤矿瓦斯监测中的应用[J].煤炭技术,2012,31(8):82-84.
- [8] 边宝峰.基于神经网络和 D-S 证据理论的信息融合方法的研究[D].保定:华北电力大学,2004.
- [9] 孙雅因.基于模糊神经网络和 D-S 证据理论的故障诊断方法研究[J].中国船舶研究,2007,3(1):55-57.

(编辑:石 瑛)