

文章编号:1671-251X(2014)06-0045-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2014.06.012

刘凯,郭勇义,吴世跃.煤矿安全监测多传感器分层数据融合模型研究[J].工矿自动化,2014,40(6):45-50.

煤矿安全监测多传感器分层数据融合模型研究

刘凯¹, 郭勇义², 吴世跃¹

(1.太原理工大学 矿业工程学院,山西 太原 030024; 2.太原科技大学,山西 太原 030024)

摘要:为提高多传感器检测系统预警的精度,降低多传感器监测过程中出现的状态不明或状态误判的发生率,提出了一种多传感器分层数据融合模型。该模型在数据层运用层次分析法确定隶属度和相应权数,在特征层运用模糊评价法进行数据融合,在决策层运用 D-S 证据理论进行数据融合,可根据对应输入融合数据类型的不同运用合适的算法进行计算处理。试验结果表明,与初始数据比较,该模型能够将目标的安全、轻微、危险 3 种状态的隶属度分别提高 8.3%,6%,29.2%,验证了该模型的有效性。

关键词:安全预警;多传感器;数据融合;层次分析;模糊理论;D-S 证据理论

中图分类号:TD712

文献标志码:A

网络出版时间:

网络出版地址:

Research of hierarchical multi-sensor data fusion model for coal mine safety monitoring

LIU Kai¹, GUO Yongyi², WU Shiyue¹

(1.College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

2.Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: A hierarchical multi-sensor data fusion model was proposed in order to improve precision of early warning of multi-sensor detection system and reduce rate of unknowing or false judgement of the state in monitoring process of the multi-sensor. The model uses hierarchical analysis method to determine membership degree and the corresponding weights in data level, uses fuzzy evaluation method to fuse data in feature level, and adopts D-S evidence theory to fuse data in decision level. It can calculate with different algorithms according to kind of the input fusion data. The experimental results show that the model can increase membership grade of security, slight, dangerous states 8.3%, 6%, 29.2% compared with initial data, and verify the effectiveness of the model.

Key words: safety early warning; multi-sensor; data fusion; hierarchical analysis; fuzzy theory; D-S evidence theory

0 引言

数据融合概念最早于 20 世纪 70 年代提出,最初运用于军事领域的自动目标识别、战场监视、自动飞行器导航等。而后随着传感器技术和计算机网络的迅速发展,数据融合成为各个国家研究的热点问题并逐渐推广至非军事领域,被广泛应用于工业制造系统、智能交通、资源探测、气象预报、医疗诊断

等^[1-5]。

融合技术应用日趋广泛,特别是多传感器数据融合能够利用各种传感器在性能上的差异,利用互补性弥补单一传感器融合结果的片面性缺陷,这对于煤矿复杂多变的安全环境具有很好的适应性。现阶段,我国大多数煤矿还是利用单一传感器进行某一方面参数的预警或者各种传感器相互独立进行安全预警。实际情况中,煤矿安全事故的发生常常

收稿日期:2013-09-30;修回日期:2014-04-03;责任编辑:张强。

基金项目:“十二五”山西省科技重大专项项目(20121101001);山西省国际合作计划项目(20110081033);山西省科技攻关项目(20100322004)。

作者简介:刘凯(1987—),男,河南焦作人,硕士研究生,研究方向为矿业安全、信息融合,E-mail:jzshilk@126.com。

是多个参数共同作用的结果,例如瓦斯爆炸可能与瓦斯涌出量、环境温度、通风量有着内在关系。而多传感器信息的融合技术能够将来自不同传感器的各种信息源进行综合分析,得到对周围环境的正确的、稳定可靠的信息,使系统具有容错性,提高了决策的正确性。

目前,国内部分学者对多传感器信息融合方法在瓦斯突出预测中的应用进行了研究^[6-8],但大多数学者采用单一的概率论、神经网络^[8]、聚类算法^[9]、模糊集理论^[10]或者 D-S 证据理论^[11]等进行融合,亦有将两者结合的,如神经网络和证据理论的结合^[12],概率论与模糊集理论的结合^[13]。

但上述方法各自有其适应对象和优缺点,互之间存在互补性。将 2 种或者 2 种以上算法进行合理集成,往往可以扬长避短,取得比单一算法更优的结果。而在多传感器数据融合系统中,融合的过程发生在系统的各个不同信息层次之间,数据融合也存在着不同的层次。根据融合对象的特点以及对象的层次,数据融合的算法和关注点也有着非常大的差别。因此,讨论数据融合的层次是非常有必要的,脱离数据融合的层次问题,单单去谈论数据融合的方法是违背客观规律的。

为此,本文在数据融合分层理论的基础上,提出了一种多传感器分层数据融合模型。

1 多传感器分层数据融合模型

多传感器分层数据融合模型大体上分为 3 个部分,在不同层次进行不同阶段的数据处理。首先,结合专家意见和历史经验提取导致煤矿瓦斯灾害的关键因素,选择传感器采集井下环境信息。接下来,在数据层,运用层次分析法确定隶属度和相应权数,根据确定的指标将采集信息进行处理变换,在特征层运用模糊评价法进行一次融合,体现了安全系统的不确定性和复杂性。最后,在一级融合的基础上,在决策层采用 D-S 证据理论融合方法,体现了多因素的内部联系对决策的影响。分层数据融合流程如图 1 所示。

2 相关指标确定

指标权重反映了单项指标对项目评价的贡献大小,也就是单项指标重要性的量化值体现了单项指标对评价目标所起作用的大小。参考文献[14]采用层次分析法将复杂的决策系统层次化,通过逐层比较各种关联因素的重要性来为分析以及最终的决策提供定量的依据。

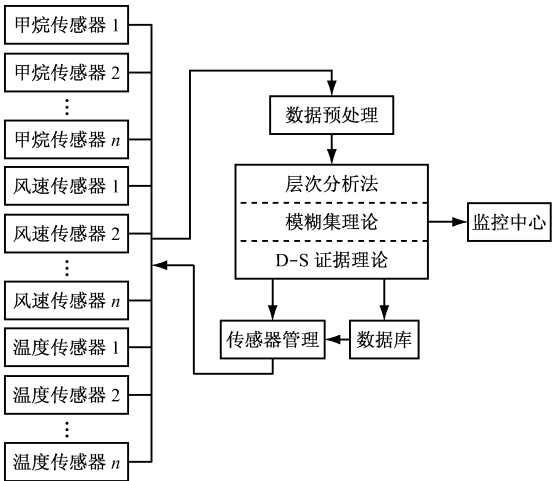


图 1 分层数据融合流程

2.1 构造判断矩阵

对相对重要性进行判断时,采用合适的标度将这些判断用数值表示出来。将这些数值表示的判断结果写成矩阵形式,构成判断矩阵。

v_k	v_1	v_2	$\cdots$	v_n
v_1	v_{11}	v_{12}	$\cdots$	v_{1n}
v_2	v_{21}	v_{22}	$\cdots$	v_{2n}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
v_n	v_{n1}	v_{n2}	$\cdots$	v_{nn}

判断矩阵中, v_{ij} 表示对于上层元素 v_k 而言, v_i 元素对 v_j 元素的相对重要比值,这里采用 1~9 比例标度,见表 1。表中 x, y 分别代表导致目标结果发生的 2 个子事件,本文中的子事件是指瓦斯体积分数、巷道温度和风流速度。

表 1 相对重要性比值

因素 x, y 相比较	说明	$f(x, y)$ $f(y, x)$
x 与 y 同等重要	y 对总目标有相同的贡献	1 1
x 比 y 稍显重要	x 的贡献稍微大于 y , 但不明显	3 1/3
x 比 y 明显重要	x 的贡献明显大于 y , 但不十分明显	5 1/5
x 比 y 十分重要	x 的贡献明显大于 y , 但不特别明显	7 1/7
x 比 y 及其重要	x 的贡献以压倒优势大于 y	9 1/9
x 比 y 处于上述两相邻判断之间	相邻两判断的折中	2, 4 1/2, 1/4 6, 8 1/6, 1/8

在判断矩阵中,元素之间存在如下关系:

$$v_{ij} > 0; v_{ii} = 1; v_{ij} = \frac{1}{v_{ji}} \quad (i, j = 1, 2, \cdots, n)$$

得到判断矩阵之后,需要进一步计算各指标的相对权值。方法如下:

将矩阵按列归一化:

$$b_{ij} = \frac{v_{ij}}{\sum_{i=1}^n v_{ij}} \tag{1}$$

按行求和:

$$v_i = \sum_j b_{ij} \tag{2}$$

归一化:

$$w_i = \frac{v_i}{\sum_{i=1}^n v_i} \tag{3}$$

所得 $w_i (i=1,2,\cdots,n)$ 即为所求权值,得到 w_i 后,需要对判断矩阵的准确性和一致性进行检验,根据层次分析法,采用 $\lambda_{\max}$ 与 n 之差检验一致性,方法如下:

$$\bar{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{u_i w_i}{w_i} \tag{4}$$

当判断完全一致时,应该有 $\lambda_{\max} = n$,定义一致性指标为

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \tag{5}$$

当判断一致时, $CI=0$;不一致时,当 $\lambda_{\max} > 0$, $CI > 0$ 。一般情况下,随着 n 的增加判断误差也增加,因此,判断一致性检验的时候应考虑 n 的影响,采用随机性一致性的比值:

$$CR = \frac{CI}{RI} \tag{6}$$

式中: RI 为平均一致性指标。

CR 越小,判断矩阵的一致性越好,一般 $CR \leq 0.1$ 时,就可以判断矩阵基本符合一致性条件,可以接受。1—10 阶矩阵的平均随机一致性指标见表 2。

表 2 1—10 阶判断矩阵的平均随机一致性指标

阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0	0	0.52	0.89	1.12	1.26	1.36	1.41	1.46	1.49

2.2 确定隶属度

隶属度是对模糊概念的定量描述,其确定过程由于每个人对于同一模糊概念的认识理解有差异而带有很大的主观性,但只要反映同一个模糊概念,在解决处理实际模糊信息的问题时得到的结果仍然大体相同。

根据参考文献[15]介绍,选取柯西型分布隶属函数确定隶属度,其表达式为

偏小型:

$$r_{i1}(x) = \begin{cases} 1, x \leq a \\ \frac{1}{1 + \alpha(x-a)^\beta}, x > a \end{cases} \quad (\alpha > 0, \beta > 0) \tag{7}$$

中间型:

$$r_{i2}(x) = \frac{1}{1 + \alpha(x-a)^\beta} \quad (\alpha > 0, \beta > 0 \text{ 且为偶数}) \tag{8}$$

偏大型:

$$r_{i3}(x) = \begin{cases} 0, x \leq a \\ \frac{1}{1 + \alpha(x-a)^{-\beta}}, x > a \end{cases} \quad (\alpha > 0, \beta > 0) \tag{9}$$

在实际应用中,可根据问题对研究对象的描述来选择适当的模糊分布。式(7)一式(9)中的 α, β 参变量无特定意义,是根据特定矿井实际情况及专家经验设定的阈值,可以由矿井往年井下各个环境参数平均值并适当调整而得。

3 多传感器模糊理论综合评价

模糊综合评价是利用模糊集理论对多种因素影响的事物作出综合评判的方法。

3.1 模糊集理论

评价集:若煤矿监测系统有 n 种状态级别,则其状态结果评语集合可表示为

$$U = \{u_1, u_2, \cdots, u_n\} \tag{10}$$

因素集:监测中的所有传感器因素集为

$$V = \{v_1, v_2, \cdots, v_n\} \tag{11}$$

权重集:监测评判状态过程中,由于各传感器自身状况以及所处测点信号强弱不同,并且因素集中各个因素对评价对象的重要程度贡献不同,因此,对各个因素 v_n 应分配给一个相应的权值 w_i ,反映各因素重要程度,构成权重集。

$$W = \{w_1, w_2, \cdots, w_n\}$$
$$\left(\sum_{i=1}^m w_n = 1, w_n \geq 0, i = 1, 2, \cdots, m\right) \tag{12}$$

3.2 综合评价数学模型

单因素评价是单独从一个因素 v_i 出发进行评价,以确定评价对象对评价集元素 U_j 的隶属程度 r_{ij} 的过程。以各单因素模糊评价集的隶属度组成单因素评价矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \tag{13}$$

模糊关系矩阵 R 作为一个从因素集 V 到评语

集 U 的变化规则库,每输入一组因素的权重相量 W ,就可以得到一组相应的评判结果 C ,如图 2 所示。显然,单因素评价仅仅反映一个因素对评价结果的影响,而煤矿灾害是多种因素交叉影响下的结果。因此,必须考虑所有因素的影响,这就是综合评价。综合评价集 C 可由单因素评价矩阵 R 与因素权重集 W 相乘得到:

$$C = \{w_1, w_2, \dots, w_n\} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} = \{c_1, c_2, \dots, c_n\} \quad (14)$$

图 2 模糊综合评价基本模型

4 D-S 证据理论的融合方法

4.1 基本函数

设 Θ 为证据理论识别框架,识别框架包含的有限个元素 A 称为焦点元素,又称命题,则空间 Θ 上的基本概率分配函数 m 可以定义如下:

$$m:2^\Theta \longrightarrow [0,1]$$

4.1.1 基本可信度函数

空间 Θ 称为鉴别框架,所有命题都可以用 Θ 的子集来表示,设 G 为一个子集,其概率分布就可以用基本概率分配函数表示:

$$m(A) = \frac{\sum_{G(A_i)=A} P(A_i)}{1 - \sum_{G(A_i)=\Phi} P(A_i)} \quad (15)$$

式中: $m(A)$ 反映了对 A 本身的信任度,且满足 $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1, m(\Phi) = 0, \Phi$ 为空集。

4.1.2 信度函数和似然函数

为了描述对命题 A 的信任程度,这里引入信度函数的概念,用 $\text{bel}(A)$ 表示,满足:

$$\text{bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad \forall B \subseteq \Theta \quad (16)$$

式中: B 为在空间 Θ 鉴别框架下的不同于 A 的另一个元素,代表影响井下环境的另外一个指标数。

似然函数用来描述对命题 A 的怀疑程度,用 $\text{pls}(A)$ 表示,满足:

$$\text{pls}(A) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) \quad (17)$$

4.1.3 理论性质

D-S 证据理论的优点就是能够很好地表示未知信息的程度,把一个置信度赋给一个子集的同时,并不要求把剩余的置信度赋给子集的补集,即 $\text{bel}(B) +$

$\text{bel}(\bar{B}) \leq 1$,而 $1 - \text{bel}(B) - \text{bel}(\bar{B}) \geq 0$ 就表示了未知的程度,如图 3 所示。

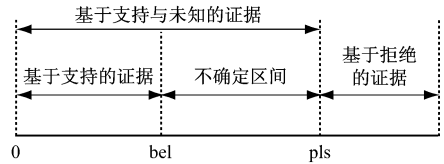


图 3 D-S 证据理论信度分配

4.2 合成法则

D-S 合成法则是反映证据联合作用的法则。给定几个同一识别框架上基本不同证据的置信度函数,如果这几个证据不是冲突的,那么可以利用合成法则计算出一个总的置信度函数作为那几个证据联合作用下产生的置信度函数,该函数称为原来那几个置信度函数的直和,用 $\oplus$ 表示。

给定 $A \subset \Theta$,若有 K ,那么 $m(A_1) \dots m(A_n)$ 就是确切地分配到 A 的一部分置信度,分配到 A 的总置信度为

$$\text{bel}(A) = \sum_{A_i \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \dots m_n(A_n) \quad (18)$$

式中对应着 $A_1 \cap \dots \cap A_n = A$,但未包含 $A_1 \cap \dots \cap A_n = \Phi$ 。丢弃这部分置信度,总的置信度就要小于 1,为此考虑不一致因子 K , K 可表示为

$$K = \sum_{A_i \cap \dots \cap A_n = \Phi} m_1(A_1) \dots m_n(A_n) \quad (19)$$

因此,当 $A \neq \Phi$ 时,D-S 合成法则可以表示为

$$m(A) = (1 - K)^{-1} \sum_{A_i \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \dots m_n(A_n) = \frac{\sum_{A_i \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \dots m_n(A_n)}{1 - \sum_{A_i \cap \dots \cap A_n = \Phi} m_1(A_1) \dots m_n(A_n)} \quad (20)$$

5 实例验证

5.1 研究对象基本情况

本文选取山西省吕梁市柳林县境内沙曲矿作为实例研究对象,该矿井田面积约为 135 km²,地质储量为 22.52 亿 t,可采储量为 12.76 亿 t。沙曲矿是煤与瓦斯突出矿井,为了实现安全生产和瓦斯综合利用,该矿设立了瓦斯研究所,并被作为山西焦煤集团公司的瓦斯研究治理基地,因此,有利于数据采集试验。

5.2 分层融合模型

5.2.1 模糊集理论融合模型及求解

(1) 根据专家经验和以往事故分析,选取煤矿事故中最为主要的 3 个预警指标构建一个分层的预警模型,确定因素集:

$$V = (v_1, v_2, v_3) = (\text{瓦斯传感器}, \text{风速传感器}, \text{温度})$$

传感器)

(2) 根据煤矿预警系统的监测结果有 3 种状态:安全、轻微、危险,建立状态结果的评语集:

$U = (u_1, u_2, u_3) = (\text{正常}, \text{轻微}, \text{危险})$

(3) 根据专家经验和历史数据分析,确定专家判断矩阵:

$$\mathbf{V} =$$

$v \rightarrow v_i$	v_1	v_2	v_3
v_1	1	3	5
v_2	1/3	1	3
v_3	1/5	1/3	1

根据式(1)一式(3)得到指标权值,见表 3。

表 3 指标权值

指标	w_1	w_2	w_3
权值	0.634	0.260	0.106

根据式(4)一式(6)对指标权值进行一致性检验, $CR = 0.038 < 0.1$, 满足要求。

(4) 根据实际情况,结合本模型,分别选取了沙曲矿南、北两翼采区的白家坡主通风机区域 p_1 , 下龙花垣主通风机区域 p_2 和高家山主通风机区域 p_3 三个测点(安全状态相同), 3 个不同时刻 t_1, t_2, t_3 (安全状态不同)具有代表性的 9 组数据,见表 4。

表 4 煤矿井下各传感器监测数据

时间	测点	瓦斯体积分数/%	风速/(m · s ⁻¹)	温度/℃
t_1	P_1	0.30	4.20	15.88
		0.34	5.31	17.25
		0.29	6.69	12.94
t_2	P_2	0.53	5.80	20.56
		0.66	6.70	17.69
		0.81	7.10	20.81
t_3	P_3	1.83	7.14	22.71
		3.20	8.47	23.03
		2.60	7.33	20.45

首先对 t_1 时刻每个传感器数据进行分层融合,根据式(7)一式(9),令 $\alpha = 1, \beta = 2, x_i$ 为传感器实测值。根据该矿实际情况,结合专家经验,对于瓦斯传感器: $a_{11} = 0.4, a_{12} = 0.8, a_{13} = 1$; 对于风速传感器: $a_{21} = 5.5, a_{22} = 6.5, a_{23} = 7$; 对于温度传感器: $a_{31} = 16, a_{32} = 19, a_{33} = 22$ 。

根据求得的隶属度值,采用最大隶属度法进行判决,遵循以下原则:

- (1) 判决结果为隶属度最大的状态。
- (2) 判决结果隶属度必须大于某一阈值,本文规定为 0.5。
- (3) 判决结果与其他结果隶属度值之差必须大于某一阈值(本文规定 0.1)。

根据以上原则得出表 5 的结果。

表 5 t_1 时刻 p_1 测点各传感器识别结果

传感器	状态			结果
	安全	轻微	危险	
瓦斯传感器	0.556	0.444	0	安全
风速传感器	0.863	0.137	0	安全
温度传感器	0.915	0.085	0	安全

同理根据最大隶属度法,可得 t_1 时刻 p_2 测点的传感器识别结果,见表 6; p_3 测点的传感器识别结果,见表 7。

表 6 t_1 时刻 p_2 测点各传感器识别结果

传感器	状态			结果
	安全	轻微	危险	
瓦斯传感器	0.548	0.452	0	未知
风速传感器	0.707	0.293	0	安全
温度传感器	0.613	0.387	0	安全

表 7 t_1 时刻 p_3 测点各传感器识别结果

传感器	状态			结果
	安全	轻微	危险	
瓦斯传感器	0.557	0.443	0	安全
风速传感器	0.300	0.700	0	轻微
温度传感器	0.974	0.026	0	安全

利用模糊集融合公式(14)对 t_1 时刻 3 个测点的传感器识别结果进行初步融合,结果见表 8。

表 8 t_1 时刻 3 个测点的传感器识别结果的模糊融合结果

测点	状态			结果
	安全	轻微	危险	
p_1 点	0.674	0.326	0	安全
p_2 点	0.596	0.404	0	安全
p_3 点	0.534	0.466	0	未知

观察可得,由 p_2 测点单一瓦斯传感器不能判定状态的情况得到改变,融合后可判定为安全状态;而 p_3 测点单一风速传感器出现的状态误判经过融合后也得到改善,但仍可观察到初步融合后的结果依然存在判定状态绝对隶属度偏小、误差偏大、安全状态难以判定的问题。

因此,将模糊融合后的单因素隶属度作为 D-S 证据理论的基本概率函数值进行二次融合。

5.2.2 D-S 理论融合模型求解

将单因素隶属度作为证据理论基本概率函数进行初步融合得到表 9。

根据式(20),用 D-S 论据合成法对瓦斯体积分

表 9 初步融合结果的基本概率函数值

基本概率 函数值	状态		
	安全(U_1)	轻微(U_2)	危险(U_3)
m_1	0.674	0.326	0
m_2	0.596	0.404	0
m_3	0.534	0.466	0

数的基本概率赋值函数 m_1 和风速的基本概率赋值函数 m_2 进行融合,合成结果为 M' ,再运用合成法对 M' 和温度的基本概率赋值函数 m_3 进行融合,得到 M'' ,即为安全(M''_1)、轻微(M''_2)、危险(M''_3)3 种状态的分层融合最终结果。

以第 1 次融合过程为例,按照 D-S 融合规则进行融合:

$$m'(U_1) = \frac{m_1(U_1)m_2(U_1)}{1-k} \approx 0.753$$

$$m'(U_2) = \frac{m_1(U_2)m_2(U_2)}{1-k} \approx 0.247$$

$$m'(U_3) = \frac{m_1(U_3)m_2(U_3)}{1-k} = 0$$

$$M' = (U_1, U_2, U_3) = (0.753, 0.247, 0)$$

同理再将 M' 与温度基本概率函数 m_3 融合,得到安全状态最后的融合结果为

$$M''_1 = (U_1, U_2, U_3) = (0.777, 0.223, 0)$$

同理可得轻微状态最后的融合结果为

$$M''_2 = (U_1, U_2, U_3) = (0.308, 0.621, 0)$$

同理也可得危险状态最后的融合结果为

$$M''_3 = (U_1, U_2, U_3) = (0.032, 0.209, 0.759)$$

从融合结果可以看出,根据最大隶属度判定法,第 2 次融合后对应状态隶属度较初次融合增加,并且随着 2 次证据理论融合次数的增加,相应目标状态的隶属度也在逐次增加。多传感器数据分层融合后相应的安全、轻微和危险状态隶属度分别提高了 8.3%,6%,29.2%,有助于决策人员作出判断并采取正确的应对措施。

6 结语

煤矿安全监测多传感器分层融合模型的构建是在已经成熟的数据融合分层理念上进行的创新,在对层次分析法、模糊集理论、证据理论的分析基础上,将 3 种算法分别运用在数据层、特征层和决策层,能够更加全面地体现井下不同信息对于灾害事故的影响程度,是一种行之有效的预警模型。

采用多层数据融合的方式可以明显提高目标状态判定准确度,为决策人员提供更加明确的指令依据。通过试验发现,经过分层次多次融合后的试验

结果更加准确,有助于决策人员做出正确状态判定。但该模型还需要进一步考虑采集数据的多样性和普遍性,并且对采集数据的预处理还需寻求更加合理的方法,多种因素的隶属度还有待于研究出更加客观的确定方法。

参考文献:

[1] 俞启香,程远平. 矿井瓦斯防治[M]. 徐州:中国矿业大学出版社,2012.

[2] 李圣怡,吴学忠,范大鹏. 多传感器融合理论及在智能制造系统中的应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1998.

[3] 黄漫国,樊尚春,郑德智,等. 多传感器数据融合技术研究进展[J]. 传感器与微系统,2010,29(3):5-8, 12.

[4] LI N, LI J, ZHANG Z H. Fault diagnosis of rotating system based on multi-sensor data fusion[C] // The 6th World Congress on Intelligent Control Automation WCICA, 2006:5466-5470.

[5] ZHANG Y T, YUAN K. A practical exploration approach applied to robot simultaneous localization and map building process[C] // IEEE International Conference on Industrial Technology, 2006:144-199.

[6] 何友,关欣,王国宏. 多传感器信息融合研究进展与展望[J]. 宇航学报, 2005,26(4):524-530.

[7] 缪燕子. 多传感器信息融合理论及在矿井瓦斯突出预警系统中的应用研究[D]. 北京:中国矿业大学, 2009.

[8] 张晓铭,张爱绒,郭勇义. 基于 PSO 算法优化的自组织竞争神经网络在煤与瓦斯突出预测中的应用研究[J]. 中国煤炭, 2013,39(1):106-109.

[9] 周天沛,孙伟. 基于蚁群-模糊聚类算法的井下工作面瓦斯突出预测[J]. 工矿自动化, 2012, 38(10): 42-44.

[10] 战红,谭继文,杜岩. 基于多传感器融合的高速电主轴振动故障诊断研究[J]. 制造业自动化, 2013,35(12): 30-32.

[11] 罗驱波,赵小虎. 基于证据理论的多 Agent 煤矿工作面安全评估[J]. 煤炭科学技术, 2009,37(11):80-83.

[12] 雷萌,任子晖. 基于多传感器信息融合技术的矿井主通风机故障诊断模型的建立[J]. 工矿自动化, 2007, 33(5):62-64.

[13] 孙延飞,李智超,王静,等. 多传感器数据融合在煤矿安全监测中的应用[J]. 煤矿安全, 2012, 43(1): 102-104.

[14] 赵焕臣,许树柏,金生. 层级分析法——一种简易的新决策方法[M]. 北京:科学出版社,1986.

[15] 韩中庚. 数学建模方法及其应用[M]. 2 版. 北京:高等教育出版社,2009.