



文章编号:1671-251X(2015)08-0046-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.08.012

陈晓磊,李凤莲,张雪英,等.基于自适应鲁棒性证据理论的煤层底板突水预测[J].工矿自动化,2015,41(8):46-51.

基于自适应鲁棒性证据理论的煤层底板突水预测

陈晓磊, 李凤莲, 张雪英, 焦江丽, 李园园

(太原理工大学 信息工程学院, 山西 太原 030024)

摘要:针对D-S证据理论应用于煤层底板突水预测时,因其鲁棒性差、证据源冲突概率过大时融合结果不佳等问题而导致预测准确性不高的问题,在其改进形式——鲁棒性证据理论基础上,提出了一种自适应鲁棒性证据理论,并将自适应鲁棒性证据理论与多神经网络相结合,建立了一种煤层底板突水预测模型,采用某煤矿工作面实测水文地质数据对该模型进行了实验研究。实验结果表明,该模型预测结果准确率较高,稳定性好。

关键词:煤层底板;突水预测;D-S证据理论;鲁棒性证据理论;自适应鲁棒性证据理论

中图分类号:TD745.21 文献标志码:A 网络出版时间:2015-07-31 15:32

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150731.1532.012.html>

Water inrush prediction of coal floor based on adaptive robust evidence theory

CHEN Xiaolei, LI Fenglian, ZHANG Xueying, JIAO Jiangli, LI Yuanyuan

(School of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: For low prediction accuracy of D-S evidence theory used in water inrush prediction of coal floor because of poor robust and fusion effect under the condition of large conflict probability of evidence source, an adaptive robust evidence theory was proposed based on robust evidence theory. A water inrush prediction model of coal floor was established by combining the adaptive robust evidence theory and multiple neural networks. The model was experimentally researched by use of real hydrogeology data of a coal mine working face. The experimental result shows that the model has high prediction accuracy and good stability.

Key words: coal floor; water inrush prediction; D-S evidence theory; robust evidence theory; adaptive robust evidence theory

0 引言

中国是世界上原煤产量最大的国家之一,也是发生水害最为严重的国家之一。特别是近几年,随着开采深度的不断增加,含水层的水头压力越来越大,受底板灰岩承压水威胁的带压开采已成为当前

一种主要的开采方法,因此,开展煤层底板突水预测研究,对于保障煤矿安全生产具有非常重要的意义。目前应用较广的突水预测方法为钻探及物探法^[1],主要包括矿井直流电法、矿井瞬变电磁法、高密度电阻率法等。随着信号处理及人工智能方法的不断发展,人工神经网络^[2]、支持向量机^[3]、CART树^[4]等

收稿日期:2015-01-27;修回日期:2015-06-01;责任编辑:李明。

基金项目:中国博士后科学基金第53批面上资助项目(2013M530896);山西省科技重大专项项目(20121101004);山西省科技攻关项目(20130321004-01)。

作者简介:陈晓磊(1989—),男,内蒙古赤峰人,硕士研究生,研究方向为煤矿信息安全技术,E-mail:shmilyzcxl@163.com。

算法也开始应用于突水预测中,取得了较好的效果。

D-S 证据理论^[5-6]是一种经典的信息融合技术,有较强的区分“不确定”与“不知道”信息差异的优势,并能处理由“不知道”引起的不确定性,体现了其较强的处理不确定信息的能力,使其在预测评估上有较好的效果,广泛应用于不确定决策、信息融合及智能识别等领域,在矿山安全评价^[7]、瓦斯突出预测^[8]及矿井底板突水预测^[9]领域也有所应用。但 D-S 证据理论本身存在不足,如鲁棒性差、证据源冲突程度过大时融合结果不佳等,导致其应用于煤层底板突水预测时准确性不高。很多学者提出了相应的改进形式,笔者也曾提出鲁棒性证据理论,但仍存在一些不足。鉴于此,本文提出一种更加完善的自适应鲁棒性证据理论,并将其应用于煤层底板突水预测。

1 D-S 证据理论

D-S 证据理论首先定义一个空间 Ω ,称为辨识框架,其由一些互斥且穷举的元素组成。对于问题域中的任何命题,都应包含于 2^Ω 。定义映射 $m: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$,在满足以下 3 个条件时,称 m 为基本概率赋值函数:① $m(\Phi) = 0$,其中 Φ 表示空集;② $0 \leq m(S) \leq 1, \forall S \subset \Omega$;③ $\sum_{S \subset \Omega} m(S) = 1$ 。

如果 $S \subset \Omega$,且 $m(S) > 0$,则称 S 为焦元。在 D-S 证据理论中,对事件 S 的描述采用区间 $[\text{Bel}(\cdot), \text{Pl}(\cdot)]$,其中 $\text{Bel}(\cdot)$ 和 $\text{Pl}(\cdot)$ 分别称为信任函数和似然函数。

D-S 证据理论的合成公式为

$$m(S) = \frac{1}{1-k} \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i) \quad (1)$$

式中: k 为冲突概率,反映了证据源间的冲突程度,

$k = \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = \Phi} \prod_{i=1}^n m_i(S_i)$; $\frac{1}{1-k}$ 为归一化因子,其避免

在合成时将非零的概率赋给空集; S_i 为 S 的元素, $i=1, 2, \dots, n$, n 为 S 中的元素个数。

在证据理论中,由于各证据源获取基本概率赋值的途径不同,基本概率赋值间会产生冲突概率,因此,处理冲突概率也是证据理论的一项重要任务^[10]。D-S 证据理论在处理冲突概率时存在一些缺陷,主要体现在当证据源间的冲突程度非常大,即 k 趋近于 1 时,归一化因子 $\frac{1}{1-k}$ 趋近于无穷大,D-S 证据理论合成公式可能失效,甚至导致与常理相悖

的结果。

此外,D-S 证据理论还存在鲁棒性差的问题。证据理论中的鲁棒性^[11]是指在证据合成过程中,当某个证据源对焦元的基本概率分配函数发生微小变化时,多源证据的合成结果不会发生剧烈变化。而在 D-S 证据理论中,当某个证据源的基本概率分配函数发生微小变化时,最终的合成结果有时会产生剧烈变化。

2 自适应鲁棒性证据理论

针对 D-S 证据理论存在的问题,笔者曾提出一种改进的证据理论——鲁棒性证据理论,其合成公式为

$$m(S) = \alpha(k) \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i) + \beta(k) \sum_{\bigcup_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i) \quad (2)$$

式(2)包括合取 $(\alpha(k) \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i))$ 和析取

$(\beta(k) \sum_{\bigcup_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i))$ 两部分。 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 为新引

入的关于冲突概率 k 的函数,分别称为合取权值函数和析取权值函数。 $\alpha(k)$, $\beta(k)$ 需满足条件:① $\alpha(0) = 1, \alpha(1) = 0$;② $\beta(0) = 0, \beta(1) = 1$;③ $\beta(k) = 1 - (1-k)\alpha(k)$ 。

当 $k = 0$,即证据源完全一致时, $m(S) =$

$\sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i)$,式(2)将对得到证据源一致支持

的焦元赋予 100% 的概率;当 $k = 1$,即证据源为完全冲突时,对任一独立焦元分配概率都有可能造成错误,因此引入析取项,此时 $m(S) =$

$\sum_{\bigcup_{i=1}^n S_i = S} \prod_{i=1}^n m_i(S_i)$,式(2)将不对独立焦元 S_i 分配概

率,而是将概率分配给联合焦元 (S_i, S_j) ,表示对 S_i 与 S_j 构成的辨识框架的支持率;当 $0 < k < 1$ 时,式(2)在 $\alpha(k)$ 和 $\beta(k)$ 的共同作用下,将概率赋值给各个独立焦元 S_i 和联合焦元 (S_i, S_j) 。

经理论推导及实验验证,本文取 $\alpha(k) = \frac{1-k}{2k^2-2k+1}$, $\beta(k) = \frac{k^2}{2k^2-2k+1}$ 。

鲁棒性证据理论通过对冲突概率进行二次分

配,解决了 D-S 证据理论冲突概率分配不合理的问题。同时由于融合过程由合取项和析取项共同作用,极大地提高了合成结果的鲁棒性,解决了 D-S 证据理论鲁棒性差的问题。但鲁棒性证据理论依然存在不足:引入了联合焦元的概念,但在融合过程中没有考虑独立焦元与联合焦元以及联合焦元之间的关联性,导致在某些情况下概率分配不合理。为此,本文提出一种自适应鲁棒性证据理论。

自适应鲁棒性证据理论在鲁棒性证据理论的基础上增加了自适应函数 $w_1(v)$ 和 $w_2(v)$,其目的在于建立独立焦元与联合焦元以及联合焦元之间的联系,使合成过程更加合理。具体合成公式为

$$m(S) = \alpha(k) \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} w_1(v) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) + \beta(k) \sum_{\bigcup_{i=1}^n S_i = S} w_2(v) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) \tag{3}$$

式中: v 为表示待合成焦元之间相关程度的函数, $v = \frac{|\bigcap_{i=1}^n S_i = S|}{|\bigcup_{i=1}^n S_i = S|}$,取值范围为 $[0,1]$,其值越大,表明待合成焦元间相关程度越大。

为保证公式的合理性, $w_1(v)$ 和 $w_2(v)$ 需满足条件:

表 1 3 种方法的合成结果比较

融合方法	$m(\theta_1)$	$m(\theta_2)$	$m(\theta_3)$	$m(\theta_1, \theta_2)$	$m(\theta_1, \theta_3)$	$m(\theta_2, \theta_3)$
D-S 证据理论	0	1	0	0	0	0
鲁棒性证据理论	0	0.000 1	0	0.009 9	0.980 1	0.009 9
自适应鲁棒性证据理论	0	0.000 1	0	0.009 3	0.981 3	0.009 3

从表 1 可看出,采用 D-S 证据理论对例 1 进行合成时,尽管 2 个证据源对 θ_2 的支持概率都非常低,合成结果对 θ_2 的支持率却为 100%,与常理相悖。鲁棒性证据理论和自适应鲁棒性证据理论得出的结果则对 $m(\theta_1, \theta_3)$ 项分配了较大的概率赋值,表明其对由 θ_1 和 θ_3 组成的辨识框架有极大的信任度,该结论更加接近真实情况,更具有参考价值。

自适应鲁棒性证据理论解决了 D-S 证据理论鲁棒性差的问题。以例 2 为例,将 3 组差别微小的待合成证据源 $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ 通过 3 种证据理论合成后的结果比较见表 2。

例 2:设 $\Omega_1 = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$,证据源基本概率赋值为 $m_1: m_1(\theta_1) = 0.99, m_1(\theta_2) = 0.01, m_1(\theta_3) =$

$$\alpha(k)w_1(v) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) + \beta(k)w_2(v) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) = (\alpha(k) + \beta(k)) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) \tag{4}$$

即 $w_1(v) = 1 + (1 - w_2(v)) \frac{\beta(k)}{\alpha(k)}$,因此自适应函数可用一个函数 $w(v)$ 表示,而式(3)可写为

$$m(S) = \alpha(k) \sum_{\bigcap_{i=1}^n S_i = S} 1 + (1 - w(v)) \frac{\beta(k)}{\alpha(k)} \prod_{i=1}^n m_i(S_i) + \beta(k) \sum_{\bigcup_{i=1}^n S_i = S} w(v) \prod_{i=1}^n m_i(S_i) \tag{5}$$

$w(v)$ 需满足 $w(1) = 1, w(0) = 0$ 。经计算,将 $w(v)$ 确定为

$$w(v) = (1 - k)(1 + \frac{\alpha(k)}{\beta(k)}) \tag{6}$$

$\alpha(k), \beta(k)$ 则沿用鲁棒性证据理论中的函数式。自适应鲁棒性证据理论解决了 D-S 证据理论在高冲突情况下的冲突概率分配不合理问题。以例 1 为例,D-S 证据理论、鲁棒性证据理论、自适应鲁棒性证据理论的合成结果比较见表 1。

例 1:设 $\Omega = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$,待融合证据源的基本概率赋值分别为 $m_1: m_1(\theta_1) = 0.99, m_1(\theta_2) = 0.01, m_1(\theta_3) = 0.00; m_2: m_2(\theta_1) = 0.00, m_2(\theta_2) = 0.01, m_2(\theta_3) = 0.99$ 。

$0.00; m_2: m_2(\theta_1) = 0.01, m_2(\theta_2) = 0.01, m_2(\theta_3) = 0.98$ 。

$\Omega_2 = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$,证据源基本概率赋值为 $m_1: m_1(\theta_1) = 0.99, m_1(\theta_2) = 0.01, m_1(\theta_3) = 0.00; m_2: m_2(\theta_1) = 0.00, m_2(\theta_2) = 0.01, m_2(\theta_3) = 0.99$ 。

$\Omega_3 = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$,证据源基本概率赋值为 $m_1: m_1(\theta_1) = 0.98, m_1(\theta_2) = 0.01, m_1(\theta_3) = 0.01; m_2: m_2(\theta_1) = 0.00, m_2(\theta_2) = 0.01, m_2(\theta_3) = 0.99$ 。

从表 2 可看出,当证据源发生微小变化时,D-S 证据理论的合成结果发生了极大变化,即鲁棒性差;自适应鲁棒性证据理论得到的合成结果变化非常微小,即鲁棒性强。

此外,自适应鲁棒性证据理论还解决了鲁棒性

证据理论对焦元间相关性考虑不足的问题。以例 3 为例,3 种证据理论的合成结果比较见表 3。

$m_1:m_1(\theta_1)=0.5,m(\theta_2,\theta_3)=0.5;m_2:m(\theta_1,\theta_2)=0.5,m_2(\theta_3)=0.5。$

例 3:设 $\Omega_1=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$,证据源基本概率赋值为

表 2 3 种方法的合成结果比较

融合方法		$m(\theta_1)$	$m(\theta_2)$	$m(\theta_3)$	$m(\theta_1,\theta_2)$	$m(\theta_1,\theta_3)$	$m(\theta_2,\theta_3)$
D-S 证据理论	Ω_1	0.990 0	0.010 0	0	0	0	0
	Ω_2	0	1	0	0	0	0
	Ω_3	0	0.010 0	0.990 0	0	0	0
鲁棒性证据理论	Ω_1	0.010 0	0.000 1	0	0.010 0	0.970 1	0.009 8
	Ω_2	0	0.000 1	0	0.009 9	0.980 1	0.009 9
	Ω_3	0	0.000 1	0.010 0	0.009 8	0.970 1	0.010 0
自适应鲁棒性证据理论	Ω_1	0.010 0	0.000 1	0	0.015 1	0.959 1	0.015 7
	Ω_2	0	0.000 1	0	0.009 9	0.980 1	0.009 9
	Ω_3	0	0.000 1	0.01	0.015 7	0.959 1	0.015 1

表 3 3 种方法的合成结果比较

融合方法	$m(\theta_1)$	$m(\theta_2)$	$m(\theta_3)$	$m(\theta_1,\theta_2)$	$m(\theta_1,\theta_3)$	$m(\theta_2,\theta_3)$
D-S 证据理论	0.333 3	0.333 3	0.333 3	0	0	0
鲁棒性证据理论	0.230 8	0.230 8	0.230 8	0.076 9	0.076 9	0.076 9
自适应鲁棒性证据理论	0.305 4	0.203 4	0.305 4	0.002 3	0.076 9	0.002 3

分析例 3 中待合成证据源可知,若 2 个证据源都不存在错误,合成结果应对 θ_1 和 θ_3 分配更多的概率赋值,相应减小 θ_2 的概率赋值,才符合联合焦元体现出的信息。从表 3 可看出,D-S 证据理论及鲁棒性证据理论都对 3 个焦元均分了概率赋值,只有自适应鲁棒性证据理论的合成结果符合分析结论。可见自适应鲁棒性证据理论充分考虑了独立焦元与联合焦元以及联合焦元之间的关联性,对概率赋值的分配更加合理。

3 煤层底板突水预测实例分析

本文选取山西某矿采煤工作面为研究对象,采用自适应鲁棒性证据理论对其突水可能性进行预测。根据采煤工作面水文地质条件、煤矿历史突水资料及其可测数据,确定了含水层厚度、隔水层厚度、隔水层承受水压、埋深和渗透系数 5 项因素为影响煤层底板突水的主要因素。在以往的证据理论应用中,证据源的基本概率赋值通常采用经验赋值方式,但煤矿井下突水影响因素较多且复杂,时变性较强,经验赋值方式难以满足要求,因此本文采用由 BP 神经网络和 RBF 神经网络组成的多神经网络进行证据源的基本概率赋值,再应用自适应鲁棒性证据理论对证据源进行二级融合,得出最终预测结果。

图 1 为煤层底板突水预测模型。2 个 BP 神经网络传递函数均选用 tansig 函数,BP 神经网络 1 训练函数选取梯度下降 BP 算法函数,BP 神经网络 2 训练函数选取带动量梯度下降 BP 算法函数;RBF 神经网络的径向基函数选用高斯函数,学习方法选用自组织选取中心法。

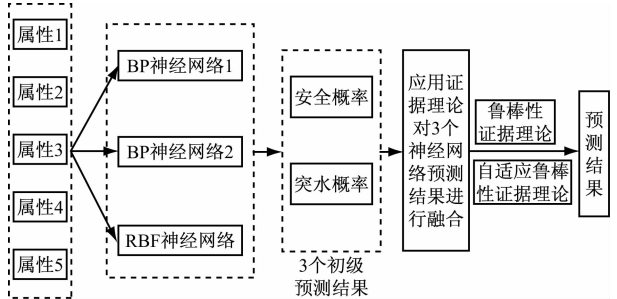


图 1 煤层底板突水预测模型

本文收集了该煤矿各个采煤工作面的突水数据作为训练样本对预测模型进行训练。训练完成后,选取部分样本作为测试样本,以验证预测模型的准确性。限于篇幅,表 4 仅列出了 5 组典型样本,其中“是否突水”项中“1”表示安全,“-1”表示突水。

预测模型训练完成后,测试数据首先用多神经网络进行初级预测,输出结果为鲁棒性证据理论所需的基本概率赋值。表 5 为测试样本的多神经网络输出。

表 4 典型样本

样本序号	含水层厚度/m	隔水层厚度 /m	隔水层承受水压/MPa	埋深/m	渗透系数/(m·d ⁻¹)	是否突水
1	5.75	69.15	6.144	199.71	0.010 6	—1
2	28.48	68.11	1.573	173.78	3.800 0	1
3	46	49.60	1.680	112.00	42.960 0	1
4	36	45.08	6.588	73.74	13.750 0	—1
5	36	63.40	5.594	209.63	1.020 3	—1

表 5 多神经网络输出

样本序号	BP 神经网络 1		BP 神经网络 2		RBF 神经网络	
	安全概率	突水概率	安全概率	突水概率	安全概率	突水概率
1	0.272 5	0.727 5	0.388 9	0.611 1	0.142 8	0.857 2
2	0.668 0	0.332 0	0.837 6	0.162 4	0.799 8	0.200 2
3	0.819 7	0.180 3	0.646 3	0.353 7	0.877 3	0.122 7
4	0.052 7	0.947 3	0.353 1	0.646 9	0.689 3	0.310 7
5	0.534 8	0.465 2	0.501 2	0.498 8	0.372 3	0.627 7

若以各神经网络输出概率中较高数值所对应的突水情况作为神经网络的预测结果,对比其预测结果与实际情况后才发现,3 个神经网络的预测结果均存在一定概率的误判,如样本 4 中,RBF 神经网络出现了误判,样本 5 中,2 个 BP 神经网络出现了误判。可见采用神经网络进行突水预测存在较大的不确定性。

以神经网络的输出作为证据源,应用鲁棒性证据理论和自适应鲁棒性证据理论进行二级融合,得到的预测结果见表 6。

表 6 煤层底板突水预测结果

样本序号	融合方法	安全概率/%	突水概率/%	不确定概率/%	是否突水
1	鲁棒性证据理论	0.049 5	0.785 0	0.165 5	—1
	自适应鲁棒性证据理论	0.065 3	0.811 0	0.123 7	—1
2	鲁棒性证据理论	0.908 7	0.078 3	0.013 0	1
	自适应鲁棒性证据理论	0.908 4	0.027 8	0.063 9	1
3	鲁棒性证据理论	0.891 1	0.033 6	0.075 3	1
	自适应鲁棒性证据理论	0.846 7	0.044 4	0.108 9	1
4	鲁棒性证据理论	0.270 7	0.704 0	0.025 3	—1
	自适应鲁棒性证据理论	0.125 3	0.747 2	0.127 5	—1
5	鲁棒性证据理论	0.410 4	0.510 9	0.078 7	—1
	自适应鲁棒性证据理论	0.357 5	0.475 7	0.166 8	—1

从表 6 可看出,鲁棒性证据理论和自适应鲁棒性证据理论在二级融合过程中,纠正了神经网络的误判,得出了与实际情况相符的预测结果,同时由于融合过程中加入了对不确定项的概率赋值,使得合

成结果更加合理。以样本 4 为例,经过二级融合后,2 种方法都得出了正确结果;而对于样本 5,预测模型在多数子证据源误判的情况下,依然实现了准确预测,体现了预测模型的精准性。

与鲁棒性证据理论相比,自适应鲁棒性证据理论充分考虑到焦元间的联系,对概率赋值的分配更加合理、准确。以样本 1 为例,在 3 个神经网络都做出正确判断的情况下,自适应鲁棒性证据理论相应地削减了对突水概率的赋值,并将削减的概率按比例分配给安全概率及不确定概率;对于样本 5,由于多数子证据源做出了误判,考虑到原始数据可能处于突水与否的临界状态,自适应鲁棒性证据理论同时削减了突水概率和安全概率的赋值,提高了不确定性的概率赋值,这样概率赋值调节在预测模型的实际应用中更加灵活、合理,更接近真实情况。

4 结语

在 D-S 证据理论及鲁棒性证据理论基础上,提出了一种更加完善的自适应鲁棒性证据理论,并将其与多神经网络结合,建立了煤层底板突水预测模型,最后采用某煤矿采煤工作面实测水文地质数据进行了实验。结果表明,该预测模型具有较高的预测正确率,在继承了基于鲁棒性证据理论的预测模型稳定、鲁棒性强等优点的同时,能够提供更合理的突水或安全概率赋值,使其预测结果更加接近实际情况。

参考文献:

[1] 刘盛东,刘静,岳建华.中国矿井物探技术发展现状和关键问题[J].煤炭学报,2014,39(1):19-25.

[2] 吴岩,余智超.神经网络在矿井突水水源判别中的应用[J].工矿自动化,2011,37(10):60-62.

[3] 曹庆奎,赵斐.基于模糊-支持向量机的煤层底板突水危险性评价[J].煤炭学报,2011,36(4):633-637.

[4] 杜春蕾,张雪英,李凤莲.改进的 CART 算法在煤层底板突水预测中的应用[J].工矿自动化,2014,40(12):52-56.

[5] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping [J]. Annals Mathematical Statistics, 1967(38):325-339.

[6] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton;Princeton University Press,1976.

[7] 李宁,王李管,贾明滔,等.基于层次分析法和证据理论的矿山井下六大系统安全评价[J].中南大学学报:自然科学版,2014,45(1):287-292.

[8] 付华,康海潮,梁明广.基于 BP 网络和 D-S 证据理论的瓦斯监测系统研究[J].工矿自动化,2011,37(8):159-161.

[9] 李丽,程久龙.基于信息融合的矿井底板突水预测[J].煤炭学报,2006,31(5):623-626.

[10] DENOEU T. The cautious rule of combination for belief functions and some extensions [C]//International Conference on Information Fusion, Florence,2006:1-8.

[11] 潘泉,张山鹰,程咏梅,等.证据推理的鲁棒性研究[J].自动化学报,2001,27(6):798-805.