

一种新的区间直觉模糊集决策方法: 区间证据组合的角度

李 娅¹, 邓鑫洋¹, 邓 勇^{1,2,3}

(1. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715; 2. 上海交通大学 电子信息与
电气工程学院, 上海 200240; 3. 范德堡大学 工程学院, 田纳西 37235)

摘 要: 基于证据理论, 提出一种新的区间直觉模糊集决策模型. 首先采用区间直觉模糊集表示属性值, 将区间直觉模糊数转换为区间BPA; 然后利用基于区间数的组合规则进行融合; 最后将融合后的区间BPA转换为经典BPA用于决策, 可直接方便地实现多属性数据的融合. 该模型的优点在于: 简单直观, 能更有效地反映原始信息的不确定度; 通用性好, 可以推广到其他区间直觉模糊集的应用领域. 算例结果表明了所提出模型的有效性.

关键词: 证据理论; 信息融合; 区间直觉模糊集; 区间证据; 多属性决策

中图分类号: O223

文献标志码: A

A new interval-valued intuitionistic fuzzy sets decision-making method: Combining of interval evidence aspect

LI Ya¹, DENG Xin-yang¹, DENG Yong^{1,2,3}

(1. School of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China; 2. School of Electronics Information and Electric Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China; 3. School of Engineering, Vanderbilt University, TN 37235, USA. Correspondent: DENG Yong, E-mail: prof.deng@hotmail.com)

Abstract: A new interval-valued intuitionistic fuzzy sets decision-making model based on the evidence theory is proposed. The attribute values of corresponding alternatives in this model are in the form of interval-valued intuitionistic fuzzy numbers (IVIFN). Firstly, IVIFN is converted into interval basic probability assignment (BPA). Then, the combination rule based on interval BPA is utilized to fuse different attributes. Finally, in order to make the final decision, the fused interval BPAs are transformed into classical BPA. In this way, multi-attribute information can be fused directly. The advantages of the proposed model lie in its simplicity, which better reflects the uncertainty of original data, and universality, which can be expanded to other field of interval-valued intuitionistic fuzzy sets easily. A numerical example is used to illustrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: evidence theory; information fusion; interval-valued intuitionistic fuzzy sets (IVIFS); interval-valued evidence; multi-attribute decision making

0 引 言

为了描述随机现象中的模糊性, Atanassov^[1]在模糊集的基础上提出了直觉模糊集, 用隶属度和非隶属度描述认知结果中存在的肯定度与否定度. 随后, Atanassov等^[2]对直觉模糊集进行推广, 使用区间数的形式表示隶属度和非隶属度, 进一步提出了区间直觉模糊集 (IVIFS) 的概念.

人们常利用个体的经验和所能收集到的相关事实与数据进行证据推理, 找出最优方案, 该方法可称为“证据推理决策”. 将证据理论与多属性决策相结合是一种有益的探索, 使得决策排序更为科学. 证据理论是由 Dempster 和 Shafer 建立并发展起来的一种不精确推理理论^[3-4]. 该理论将基本事件空间推广到基本事件 (又称辨识框架) 的幂集, 在辨识框架的子集

收稿日期: 2013-04-12; 修回日期: 2013-10-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174022); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-08-0345); 重庆市杰出青年科学基金项目(CSCT, 2010BA2003); 上海市青年科技启明星计划项目(09QA1402900); 航空科学基金项目(20090557004); 上海交通大学“晨星学者计划”项目(T241460612); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(XDJK2013B029, XDJK2014C082).

作者简介: 李娅(1981—), 女, 讲师, 博士生, 从事多源信息融合及网络博弈的研究; 邓勇(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 从事多源信息融合及复杂网络等研究.

(命题)上根据基本概率分配函数 BPA 进行概率分配,得到每个子集(命题)的基概率数,从而组成一个证据.目前,证据理论作为信息融合的重要工具,在目标识别^[5]、聚类组合^[6]、决策分析^[7-8]、预测^[9]等方面都有广泛的应用.已有大量的研究将证据理论与决策相结合^[10-12],进行证据推理决策方法与模型的探讨.此外,有研究者提倡用区间数对命题的基本概率进行赋值^[13-21],以模拟现实世界中专家经验判断的主观性和研究对象的不确定性.因此,将区间直觉模糊集与证据理论结合进行推理决策是一种合理的思路.

文献[22]已在区间直觉模糊集的决策方面进行了一定探索,将区间直觉模糊数转化为记分函数,利用灰色关联方法确定各指标的不确定度,进而构建出不同属性下各方案的基本概率指派,最后通过证据理论进行信息融合,确定方案的优劣顺序.该文中生成的基本概率指派是清晰数,即在基本概率指派生成阶段属性表达的模糊度被过早丢掉,这就造成用区间直觉模糊来表达属性犹豫度的特性在融合前已被丢弃,导致信息的损失.

针对以上问题,本文提出了一种新的基于区间直觉模糊集的决策模型.在模型中,为了尽可能多地保留属性的原始信息,将区间直觉模糊数转换为区间 BPA,形成区间证据,进而利用基于区间数的组合规则对多个区间证据进行融合.为了便于决策,模型将区间 BPA 转换为经典 BPA.该方法在各阶段一直保留了属性值原始的模糊性及犹豫度,融合方式也更直观.算例表明了所提出方法的有效性,并且可以推广到其他区间直觉模糊集的应用领域.

1 基本理论

1.1 证据理论

定义 1^[3-4] 设 U 是随机变量 X 所有可能值的穷举集合,且 U 中各元素互斥,则称 U 为 X 的一个辨识框架. U 的幂集 2^U 构成命题集合 2^U ,对于任意一个属于 U 的子集 A (也称为一个命题),如果函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 满足 $\sum_{A \subseteq U} m(A) = 1$ 和 $m(\emptyset) = 0$,则称 m 为 2^U 上的基本概率分配函数 BPA. BPA 反映了证据对辨识框架中命题的支持程度.若满足 $m(A) > 0$,则称 A 为焦点.

1.2 区间直觉模糊集

定义 2 设 X 是一个非空集合, $A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}$ 为 X 上的一个直觉模糊集^[1].其中: $\mu_A(x)$ 和 $\nu_A(x)$ 分别为 X 中元素 x 属于 A 的隶属度 $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 和非隶属度 $\nu_A: X \rightarrow [0, 1]$, 满足条件 $0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$.另外, $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 为 X 中元素 x 属于 A 的犹豫度.

定义 3 形如 $\bar{A} = \{ \langle x, \bar{\mu}_A(x), \bar{\nu}_A(x) \rangle | x \in X \}$ 的三元组为 X 上的区间直觉模糊集^[2].其中: $\bar{\mu}_A(x) = [\bar{\mu}_A^l, \bar{\mu}_A^u] \subseteq [0, 1]$, $\bar{\nu}_A(x) = [\bar{\nu}_A^l, \bar{\nu}_A^u] \subseteq [0, 1]$, 且 $\sup \bar{\mu}_A(x) + \sup \bar{\nu}_A(x) \leq 1, \forall x \in X$.

同样,区间直觉模糊集的犹豫度可以定义为

$$\bar{\pi}_A(x) = [\bar{\pi}_A^l, \bar{\pi}_A^u] = [1 - \bar{\mu}_A^u - \bar{\nu}_A^u, 1 - \bar{\mu}_A^l - \bar{\nu}_A^l]. \quad (1)$$

1.3 区间证据理论

Denoeux、Wang 等^[16-18]定义了基于区间数的基本概率分配函数,随后,有学者提出了不同的针对基本概率指派为区间数的组合规则,从而构成完整的区间证据理论. Lee 等^[13]对区间概率分配函数的组合方法进行了研究,提出一种基于自定义的区间数和算子与区间数积算子的区间证据组合方法,但是这种方法的参数难以确定; Yager^[14]对区间数基本概率指派的证据组合规则进行了一定研究,提出一种基于区间数运算法则的证据组合方法,但是在某些特殊的情况下, Yager 的方法会得到不可接受的错误结果,并不是一种好的区间证据组合方法; Denoeux^[16-17]在开放世界模型下,采用非线性优化技术对区间概率分配函数进行融合,取得了不错的效果; Wang 等^[18]在 Denoeux 研究的基础上,提出了一种区间证据的融合方法.

2 基于证据理论的区间直觉模糊集决策模型

本文所提模型将区间直觉模糊集决策转换为基于证据理论的区间 BPA 决策.下面将分别介绍区间直觉模糊集转化为区间 BPA 的方法,区间 BPA 的融合方法及如何利用融合后的区间 BPA 决策.

2.1 区间 BPA 生成

定义 4 设辨识框架为 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_N\}$, 其对应的 n 个子集为 F_1, F_2, \dots, F_n , 当区间 BPA $[a_i, b_i]$ 满足如下条件时是有效的 BPA^[16-18]:

1) $a_i \leq m(F_i) \leq b_i$, 其中 $0 \leq a_i \leq b_i \leq 1 (i = 1, 2, \dots, n)$;

2) $\sum_{i=1}^n a_i \leq 1, \sum_{i=1}^n b_i \geq 1$;

3) $m(A) = 0, \forall A \notin \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$.

若 $\sum_{i=1}^n a_i > 1$ 或 $\sum_{i=1}^n b_i < 1$, 则该区间 BPA 不是有效的 BPA. 其中准则 2) 保证了在每个区间 $[a_i, b_i] (i = 1, 2, \dots, n)$ 中至少存在一个 $m(F_i)$ 值, 使得 $\sum_{i=1}^n m(F_i) = 1$.

该模型将基于区间直觉模糊集的决策问题转换为基于证据理论的信息融合问题加以解决. 设对

应于区间直觉模糊集的证据理论中的辨识框架为 $\{Y(\text{Yes}), N(\text{No}), (Y, N(\text{Yes}, \text{No}))\}$, 可将区间直觉模糊集转换为对应的区间BPA. 设 $([a, b], [c, d])$ 为1个IVIFN, 其中: $[a, b] \subseteq [0, 1], [c, d] \subseteq [0, 1], b + d \leq 1$. 该IVIFN的犹豫度 $[e, f] = [1 - b - d, 1 - a - c]$, 则转化成的区间BPA为 $m(Y) = [a, b], m(N) = [c, d], m(Y, N) = [e, f]$. 显然, $m(Y)$ 、 $m(N)$ 和 $m(Y, N)$ 满足定义4中的1)、3). 因此, 本文方法生成的区间BPA一定是有效的, 且转换后的区间BPA与IVIFN存在一一对应关系.

以下是区间直觉模糊集向区间BPA转换的过程.

例1 方案 X_1 在属性 I_1 下所获得的区间直觉模糊数评价结果为 $([0.2, 0.3], [0.4, 0.5], [0.2, 0.4])$, 则可生成如下的基本概率赋值: 支持度 $m(Y) = [0.2, 0.3]$, 否定度 $m(N) = [0.4, 0.5]$, 犹豫度 $m(Y, N) = [0.2, 0.4]$. 因此, 候选人 X_1 在评价指标 I_1 下得到的基本概率分配函数为

$$\begin{aligned} m_{X_1}^{I_1}(Y) &= [0.2, 0.3], \\ m_{X_1}^{I_1}(N) &= [0.4, 0.5], \\ m_{X_1}^{I_1}(Y, N) &= [0.2, 0.4]. \end{aligned}$$

2.2 区间BPA融合

Wang等^[18]在区间证据组合过程中加入了归一化操作, 解决了Denoeux融合方法中证据组合结果的基本概率赋值区间过大的问题. 本文模型借鉴Wang的方法对区间BPA融合, 融合过程如下.

假设 m_1, m_2, \dots, m_n 是多个区间数基本概率指派: $m_i^-(A_i) \leq m_i(A_i) \leq m_i^+(A_i)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$. 区间证据 m_1, m_2, \dots, m_n 的组合结果用 $m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 表示, 则组合后的BPA上下限可由下式确定:

$$\begin{aligned} \max/\min [m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n](C) &= \\ \frac{\sum_{A_{j_1}^1 \cap A_{j_2}^2 \cap \dots \cap A_{j_n}^n = C} m_1(A_{j_1}^1) \cdots m_n(A_{j_n}^n)}{\sum_{C \neq \emptyset} \sum_{A_{j_1}^1 \cap A_{j_2}^2 \cap \dots \cap A_{j_n}^n = C} m_1(A_{j_1}^1) \cdots m_n(A_{j_n}^n)}. \quad (2) \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^{n_i} m_i(A_j^i) &= 1, \quad i = 1, 2, \dots, n; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_i^-(A_j^i) &\leq m_i(A_j^i) \leq m_i^+(A_j^i), \\ i &= 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, n_i. \end{aligned}$$

2.3 区间BPA决策

在评价阶段用区间数表达属性取值能更好地反映现实世界的模糊性, 但在最后阶段直接利用区间BPA不便于决策. 由此本文模型将不确定的区间BPA转换为确定的经典BPA. 转换方法如下.

定义5 设 $m_{X_1}(Y) = [a, b] \subseteq [0, 1], m_{X_1}(N) = [c, d] \subseteq [0, 1], m_{X_1}(Y, N) = [e, f] \subseteq [0, 1]$ 为融合后的一组区间BPA, 则转换后的经典BPA为

$$\begin{aligned} m_{X_1}(Y) &= \frac{a+b}{2}, \\ m_{X_1}(N) &= \frac{c+d}{2}, \\ m_{X_1}(Y, N) &= \frac{e+f}{2}. \end{aligned}$$

如下是一个转换的例子.

例2 设经融合后得到如下区间BPA:

$$\begin{aligned} m_{X_1}(Y) &= [0.6446, 0.9691], \\ m_{X_1}(N) &= [0.0308, 0.3549], \\ m_{X_1}(Y, N) &= [0.000, 0.0047], \end{aligned}$$

则转换后的经典BPA为

$$\begin{aligned} m_{X_1}(Y) &= 0.806, \\ m_{X_1}(N) &= 0.192, \\ m_{X_1}(Y, N) &= 0.002. \end{aligned}$$

由“ $m_{X_1}(Y)$ 越大越好, $m_{X_1}(N)$ 越小越好”的原则对方案排出优劣顺序.

3 案例分析

为了便于比较, 本文仍使用文献[22]中的算例. 某单位拟对干部进行考核选拔, 制定了6项考核指标(属性): 思想品德(I_1)、工作态度(I_2)、工作作风(I_3)、文化水平与知识结构(I_4)、领导能力(I_5)和开拓能力(I_6). 根据群众推荐和评议, 对各候选人按上述6项指标进行评估, 再进行统计处理, 从中确定5名候选人 $A_j (j = 1, 2, \dots, 5)$. 假设每位候选人在各指标下的评估信息经过统计处理后可表示为区间直觉模糊数, 如表1所示. 模型将根据区间证据组合方法确定最佳候选人.

表1 决策矩阵

候选人	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6
A_1	$([0.2, 0.3], [0.4, 0.5])$	$([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])$	$([0.4, 0.5], [0.2, 0.4])$	$([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])$	$([0.1, 0.3], [0.5, 0.6])$	$([0.5, 0.7], [0.2, 0.3])$
A_2	$([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])$	$([0.5, 0.6], [0.1, 0.3])$	$([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])$	$([0.6, 0.7], [0.1, 0.2])$	$([0.3, 0.4], [0.5, 0.6])$	$([0.4, 0.7], [0.1, 0.2])$
A_3	$([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])$	$([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])$	$([0.5, 0.6], [0.3, 0.4])$	$([0.6, 0.7], [0.1, 0.3])$	$([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])$	$([0.3, 0.5], [0.1, 0.3])$
A_4	$([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])$	$([0.5, 0.7], [0.1, 0.3])$	$([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])$	$([0.3, 0.4], [0.1, 0.2])$	$([0.5, 0.6], [0.1, 0.3])$	$([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])$
A_5	$([0.5, 0.6], [0.3, 0.4])$	$([0.3, 0.4], [0.3, 0.5])$	$([0.6, 0.7], [0.1, 0.3])$	$([0.6, 0.8], [0.1, 0.2])$	$([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])$	$([0.5, 0.6], [0.2, 0.4])$

首先,按照例 1 的方法将表 1 中的区间直觉模糊数转换成区间 BPA,为所有候选人在每个评价指标下生成一个基于区间数的基本概率分配函数.下面以候选人 A_1 为例,说明本文的区间 BPA 生成与组合过程.

设辨识框架 $F \in \{(Y), (N), (Y, N)\}$. 候选人 A_1 在评价指标 I_1 下的评价结果是 $([0.2, 0.3], [0.4, 0.5], [0.2, 0.4])$. 评价结果的隶属度是该候选人在评价指标 I_1 下被支持的程度,以此生成一个基本概率赋值,即 $m(Y) = [0.2, 0.3]$; 非隶属度是该候选人不被评价指标 I_1 支持的程度,即 $m(N) = [0.4, 0.5]$; 犹豫度是未知的部分,即 $m(Y, N) = [0.2, 0.4]$. 因此, A_1 在 I_1 下的基本概率分配函数为

$$\begin{aligned} m_{A_1}^{I_1}(Y) &= [0.2, 0.3], \\ m_{A_1}^{I_1}(N) &= [0.4, 0.5], \\ m_{A_1}^{I_1}(Y, N) &= [0.2, 0.4]. \end{aligned}$$

同理可得 A_1 在 I_2, I_3, \dots, I_6 等其他评价指标下的区间数基本概率指派.

然后,采用 Wang 的方法对 $m_{A_1}^{I_1}, m_{A_1}^{I_2}, \dots, m_{A_1}^{I_6}$ 这 6 个区间证据同时进行融合,即代入区间 BPA 数据对下面的非线性优化问题进行求解:

$$\begin{aligned} &\max/\min [m_{A_1}^{I_1} \oplus m_{A_1}^{I_2} \oplus m_{A_1}^{I_3} \oplus \\ &m_{A_1}^{I_4} \oplus m_{A_1}^{I_5} \oplus m_{A_1}^{I_6}](C) = \\ &\frac{\sum_{\cap X_j=C} \prod_{1 \leq i \leq 6} m_{A_1}^{I_i}(X_j)}{\sum_{\cap X_j \neq \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq 6} m_{A_1}^{I_i}(X_j)}. \\ &\text{s.t. } \sum m_{A_1}^{I_i}(F) = 1, i = 1, 2, \dots, 6; \\ &m_{A_1}^{I_i-}(F) \leq m_{A_1}^{I_i}(F) \leq m_{A_1}^{I_i+}(F). \end{aligned}$$

使用 Matlab 求解上述带约束的非线性优化问题,得到如下的组合后区间概率分配函数:

$$\begin{aligned} m_{A_1}(Y) &= [0.6446, 0.9691], \\ m_{A_1}(N) &= [0.0308, 0.3549], \\ m_{A_1}(Y, N) &= [0.0000, 0.0047]. \end{aligned}$$

同理,融合其他候选人在所有 6 个评价指标下的评估结果,计算结果如表 2 所示.

表 2 证据融合结果

候选人	$m(Y)$	$m(N)$	$m(Y, N)$
A_1	[0.6446, 0.9691]	[0.0308, 0.3549]	[0.0000, 0.0047]
A_2	[0.8672, 0.9917]	[0.0082, 0.1326]	[0.0000, 0.0000]
A_3	[0.8485, 0.9881]	[0.0117, 0.1514]	[0.0000, 0.0000]
A_4	[0.9654, 0.9982]	[0.0018, 0.0345]	[0.0000, 0.0000]
A_5	[0.8630, 0.9932]	[0.0067, 0.1369]	[0.0000, 0.0000]

最后,按照定义 5 将区间基本概率分配函数转化为经典基本概率分配函数,结果如表 3 所示.

表 3 融合结果的经典证据结构表示

候选人	$m(Y)$	$m(N)$	$m(Y, N)$
A_1	0.806	0.192	0.002
A_2	0.930	0.070	0.000
A_3	0.918	0.082	0.000
A_4	0.982	0.018	0.000
A_5	0.928	0.072	0.000

图 1 为按支持度和否定度列出融合后各候选人的综合情况.从图 1 可以清晰地看出,根据“支持度越大越好,否定度越小越好”的原则,5 个候选人中都是 A_4 最好.根据支持度由大到小否定度由小到大进行排序,全部候选人的优劣顺序都为 $A_4 \succ A_2 \succ A_5 \succ A_3 \succ A_1$,与文献 [22] 中的结果完全一致.

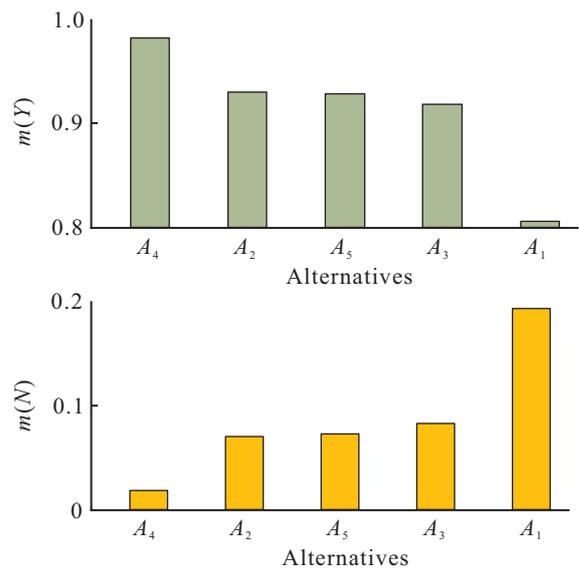


图 1 各候选人的最终支持度与否定度

4 结 论

在多属性决策中,使用区间直觉模糊集表达属性取值更直观清晰,因此如何综合方案中多个区间直觉模糊数值的属性便成为一个必须解决的问题.本文提出了一种基于证据理论的区间直觉模糊集决策模型,该模型能更直观地反映直觉模糊数的模糊度,降低处理中的信息损失,融合方式也简单直观.算例结果验证了所提出方法的有效性,并且能够方便地推广到其他区间直觉模糊集多属性决策的应用领域.

参考文献(References)

- [1] Atanassov K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-86.
- [2] Atanassov K T, Gargov G. Interval-valued intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 31(3): 343-349.
- [3] Dempster A. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematics and Statistics, 1967, 38(2): 325-339.

- [4] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 32-45 .
- [5] 邓勇, 王栋, 李齐, 等. 一种新的证据冲突分析方法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 839-844.
(Deng Y, Wang D, Li Q, et al. A new method to analyze evidence conflict[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 839-844.)
- [6] Guo Hua Wei, Shi Wen Kang, Deng Yong. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evidence theory[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(5): 970-981.
- [7] Deng Yong, Jiang Wen, Sadiq R. Modeling contaminant intrusion in water distribution networks: A new similarity-based DST method[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(1): 571-578.
- [8] 何友, 胡丽芳, 关欣, 等. 一种度量广义基本概率赋值冲突的方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2011, 41(8): 989-997.
(He Y, Hu L F, Guan X, et al. A new method of measuring the degree of conflict among general basic probability assignments[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2011, 41(8): 989-997.)
- [9] 邓鑫洋, 邓勇, 章雅娟, 等. 一种信度马尔可夫模型及应用[J]. 自动化学报, 2012, 38(4): 666-672.
(Deng X Y, Deng Y, Zhang Y J, et al. A belief Markov model and its application[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(4): 666-672.)
- [10] Deng Yong, Chan F T S. A new fuzzy dempster MCDM method and its application in supplier selection[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 9854-9861.
- [11] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2010: 46-78.
(Han C Z, Zhu H Y, Duan Z S. Multi-source Information Fusion[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2010: 46-78.)
- [12] 文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 34-62.
(Wen C L, Zhou D H. Theory and application of multi-scale estimation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 34-62.)
- [13] Lee E S, Zhu Qing. An interval dempster-shafer approach[J]. Computers & Mathematics with Applications, 1992, 24(7): 89-95.
- [14] Yager R R. Dempster-Shafer belief structures with interval valued focal weights[J]. Int J of Intelligent Systems, 2001, 16(4): 497-512.
- [15] 康兵义, 李娅, 邓勇, 等. 基于区间数的基本概率指派生成方法及应用[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1092-1096.
(Kang B Y, Li Y, Deng Y, et al. Determination of basic probability assignment based on interval numbers and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1092-1096.)
- [16] Denoeux T. Reasoning with imprecise belief structures[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1999, 20(1): 79-111.
- [17] Denoeux T. Modelling vague belief using fuzzy-valued belief structures[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 116(2): 167-199.
- [18] Wang Yingming, Yang Jianbo, Xu Dongling, et al. On the combination and normalization of interval-valued belief structures[J]. Information Sciences, 2007, 177(5): 1230-1247.
- [19] Xu Xiaobin, Feng Haishan, Wang Zhi, et al. An information fusion method of fault diagnosis based on interval basic probability assignment[J]. Chinese J of Electronics, 2011, 20(2): 255-260.
- [20] 冯海山, 徐晓滨, 文成林. 基于证据相似性度量的冲突性区间证据融合方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 851-857.
(Feng H S, Xu X B, Wen C L. A new fusion method of conflicting interval evidence based on the similarity measure of evidence[J]. J of Electronics and Information Technology, 2012, 34(4): 851-857.)
- [21] Su Zhigang, Wang Peihong, Yu Xiangjun, et al. Maximal confidence intervals of the interval-valued belief structure and applications[J]. Information Sciences, 2011, 181(9): 1700-1721.
- [22] 李鹏, 刘思峰. 基于灰色关联分析和D-S证据理论的区间直觉模糊决策方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(8): 993-998.
(Li P, Liu S F. Interval-valued intuitionistic fuzzy numbers decision-making method based on grey incidence analysis and D-S theory of evidence[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(8): 993-998.)

(责任编辑: 齐 霖)