多值直觉模糊集信息融合研究

王 超[1] 周启海[2] 李 燕[2]
(四川农业大学信息与工程技术学院 雅安 625014)[1]
(西南财经大学经济信息工程学院信息技术应用研究所 成都 610074)[2]

摘 要 多值直觉模糊集是对直觉模糊集的拓展,较传统直觉模糊集在描述不确定、不精确、信息不完全问题时的能力更强。但如何将多值直觉模糊集中的多个隶属度与非隶属度进行融合,进而得到综合的评判准则,这是在应用多值直觉模糊集合分析问题时首先要解决的问题之一。现对此问题进行了研究,并为其构造了几种融合方法。

关键词 直觉模糊集,多值直觉模糊集,信息融合

中图法分类号 TP181 **文献标识码** A

Research on Information Fusion of Multiple-valued Intuitionistic Fuzzy Set

WANG Chao[1] ZHOU Qi-hai[2] LI Yan[2]
(School of Information and Engineering Techniques, Sichuan Agricultural University, Yaan 625014, China)[1]
(School of Economic Information Engineering, Information Technology Application Research Institute, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)[2]

Abstract The multiple-valued intuitionistic fuzzy set is extending the traditional intuitionistic fuzzy set. Comparing with the traditional ntuitionistic fuzzy set, the multiple-valued intuitionistic fuzzy set has better abilities to descript the indefinite, unprecise and incomplete information. But one of the important problems to be solved in applying the multiple-valued intuitionistic fuzzy set is how to fuse these criterions of membership and the nonmembership into one criterion of membership and the nonmembership, thus obtain the synthesis judgment criterion. This paper researched on this question, and constructed several fusion methods for them.

Keywords Intuitionistic fuzzy set, Multiple-valued intuitionistic fuzzy set, Information fusion

1 引言

直觉模糊集(intuitionistic fuzzy sets)最初由Atanassov提出[1-3],是对Zadeh模糊集合理论的一种扩充和发展。它在Zadeh模糊集合理论的基础上引入了一个新的属性参数——非隶属度函数[4,5],从而可以描述"非此非彼"的"模糊概念",能更加细腻地刻画客观世界的模糊性本质。近些年来,直觉模糊集在实践中得到了广泛的应用[6-10]。随着实践应用需求的推动,模糊知识处理技术不断地向前发展,许多新的概念和思想不断地被提出。在描述和求解不确定、不精确、信息不完全问题的过程中,产生了模糊集合理论的多种拓展形式,如:直觉模糊集、L-模糊集与L-直觉模糊集、区间值模糊集与区间值直觉模糊集、Vague集等理论。张善文等在《计算机科学》上发表的多值直觉模糊集定义[11]一文中提出了多值直觉模糊集的概念,并给出了5种多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的综合评判准则。本文在此基础之上,就多值直觉模糊集中的多个隶属度与非隶属度的融合问题做了进一步的研究,并构造了几种新的融合方法,以期多值直觉模糊集合理论能更好地应用于实践中。

2 预备知识

2.1 直觉模糊集定义

定义1(Atanassov直觉模糊集[1]) 设X是一个给定的论域,则X上的一个直觉模糊集A为$A=\{\langle x,\mu_A(x),\gamma_A(x)\rangle | x\in X\}$,其中$\mu_A(x):X\rightarrow[0,1]$和$\gamma_A(x):X\rightarrow[0,1]$分别代表$A$的隶属函数$\mu_A(x)$和非隶属函数$\gamma_A(x)$,且对于$A$上的所有$x\in X$,有$0\leqslant\mu_A(x)+\gamma_A(x)\leqslant 1$成立。

当X为连续空间时,

$$A=\int_A \langle\mu_A(x),\gamma_A(x)\rangle/x, x\in X;$$

当$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$为离散空间时,

$$A=\sum_{i=1}^{n}\langle\mu_A(x_i),\gamma_A(x_i)\rangle/x_i, x_i\in X\ (i=1,2,\cdots,n)$$

直觉模糊集A有时可以简记作$A=\langle x,\mu_A,\gamma_A\rangle$或者$A=\langle\mu_A,\gamma_A\rangle/x$。

对于X中的每一个直觉模糊子集,我们称$\pi_A(x)=1-\mu_A(x)-\gamma_A(x)$为$A$中$x$的直觉指数,它是$x$对$A$的犹豫程度的一种测度。对于一个模糊集$A\in F(X)$,其单一隶属度$\mu_A(x)$既包含了支持$x$的证据$\mu_A(x)$,也包含了反对$x$的证据

到稿日期:2010-09-12 返修日期:2010-12-25

王 超(1953—),男,副教授,主要研究方向为计算机应用,E-mail:wc17530@126.com;周启海(1947—),男,教授,博(硕)士生导师,主要研究方向为算法研究与实现、财经计算、同构化信息处理等;李 燕(1983—),硕士,主要研究方向为经济信息技术及管理。

$1-\mu_A(x)$。它不可以表示既不支持也不反对的"非此非彼"的中立状态的证据。而一个直觉模糊集 $A\in IF(X)$，其隶属度 $\mu_A(x)$、非隶属度 $\gamma_A(x)$ 及其直觉指数 $\pi_A(x)$，$\forall x\in X$ 则可分别表示对象 x 属于直觉模糊集 A 的支持、反对、中立这 3 种证据的程度。

2.2 多值直觉模糊集

定义 2(多值直觉模糊集[11]) 设 X 是一个给定的论域，则 X 上的一个多值直觉模糊集 A 为：

$$A=\{\langle x,[\mu_1^A(x),\mu_2^A(x),\cdots,\mu_n^A(x)],[\gamma_1^A(x),\gamma_2^A(x),\cdots,\gamma_n^A(x)]\rangle \mid x\in X\}$$

式中，$\mu_i^A(x):X\to[0,1]$ 和 $\gamma_i^A(x):X\to[0,1]$ 分别代表 A 的第 i 个隶属函数 $\mu_i^A(x)$ 和非隶属函数 $\gamma_i^A(x)$，且对于 A 上的所有 $x\in X$，有 $0\leqslant\mu_i^A(x)+\gamma_i^A(x)\leqslant 1$，$(i=1,2,\cdots,n)$ 成立。

多值直觉模糊集 A 可表示为：

当 X 为连续空间时，

$$A=\int_A\langle[\mu_1^A(x),\mu_2^A(x),\cdots,\mu_n^A(x)],[\gamma_1^A(x),\gamma_2^A(x),\cdots,\mu_n^A(x)]\rangle/x,x\in X$$

当 X 为离散空间时，$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$。多值直觉模糊集 A 可表示为：

$$A=\sum_{j=1}^{m}\langle[\mu_1^A(x_j),\mu_2^A(x_j),\cdots,\mu_n^A(x_j)],[\gamma_1^A(x_j),\gamma_2^A(x_j),\cdots,\gamma_n^A(x_j)]\rangle/x_j,x_j\in X,j=1,2,\cdots,m$$

多值直觉模糊集 A 有时可以简记作 $A=\langle x,\mu_A,\gamma_A\rangle$ 或者 $A=\langle\mu_A,\gamma_A\rangle/x$ 其中 μ_A,γ_A 看作 n 维向量。对于 X 中的每一个直觉模糊子集，我们称 $\pi_i^A(x)=1-\mu_i^A(x)-\gamma_i^A(x)$ 为 A 中 x 的第 i 个直觉模糊指数，它是 x 对 A 的犹豫程度的一种测度。

3 多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的信息融合

多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的信息融合是指将包含在多个隶属度与非隶属度中的信息进行融合，从而将其转化为一个一般直觉模糊集。假设已知一个多值直觉模糊集 A 为 $A=\{\langle x,[\mu_1^A(x),\mu_2^A(x),\cdots,\mu_n^A(x)],[\gamma_1^A(x),\gamma_2^A(x),\cdots,\gamma_n^A(x)]\rangle\mid x\in X\}$。在下文中，构造了几种方法将此多值直觉模糊集 A 融合成一个一般直觉模糊集 $B=\{\langle x,\mu_B(x),\gamma_B(x)\rangle\mid x\in X\}$。

3.1 数学规划方法

对于多值直觉模糊集 A 中的每一对 $\langle\mu_i^A,\gamma_i^A\rangle(i=1,2,\cdots,n)$ 均表示从不同的信息渠道所获得的关于集合 A 的信息。在进行信息融合时一个很自然的想法是：在信息融合过程中，力求做到对已有信息的改动量达到最小。根据此原则我们可以建立如下数学规划模型：

当 X 为连续空间时，

$$\begin{aligned}&\min\left(\int_X\left[\sum_{i=1}^{n}(\mu_i^A(x)-\mu_B(x))^2+\sum_{i=1}^{n}(\gamma_i^A(x)-\gamma_B(x))^2\right]\mathrm{d}x\right)\\&s.t.\ 0\leqslant\mu_B(x)+\gamma_B(x)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\mu_B(x)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\gamma_B(x)\leqslant 1\\&\quad x\in X\end{aligned}\qquad (A1)$$

在使用上述优化模型来对函数 $\mu_B(x)$ 与 $\gamma_B(x)(x\in X)$ 中的各参数进行估计时，存在如下 3 个问题：(1)对 $\mu_B(x)$，$\gamma_B(x)$ 的具体函数形式要事前知道或设定；(2)被积函数在区间 X 上不可积；(3)被积函数在区间 X 上可积，但原函数无法用初等函数来表达。因此，不能用牛顿-莱布尼兹公式来求解上述积分式的值。针对问题(1)可采取如下方法来解决：由于 $\mu_i^A(x)$ 与 $\gamma_i^A(x)$，$x\in X(i=1,2,\cdots,n)$ 的函数形式已知，故可以假设 $\mu_B(x)$，$\gamma_B(x)(x\in X)$ 与以上函数具有相同的函数形式。若问题(2)出现，则此方法失效。

对于问题(3)可使用如下方法来解决：

首先引入如下数学结论：假设要求积分式 $\int_X f(x)\mathrm{d}x$ 的近似值。设 U 是区间 X 上均匀分布的随机变量，利用被积函数 $f(x)$ 构造一个新的随机变量 $\xi=f(U)$，由概率论的基本原理可知：$E(\xi)=\int_X f(x)\mathrm{d}x$，所以求解 $\int_X f(x)\mathrm{d}x$ 的近似计算问题转化为求解数学期望 $E(\xi)$ 的问题。

在区间 X 内生成一组相互独立且服从均匀分布的 k 个随机数 $x_1,x_2,\cdots,x_k$。则可将优化模型(A1)转化为如下优化模型：

$$\begin{aligned}&\min\left(\frac{1}{k}\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{k}(\mu_i^A(x_j)-\mu_B(x_j))^2+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{k}(\gamma_i^A(x_j)-\gamma_B(x_j))^2\right)\right)\\&s.t.\ 0\leqslant\mu_B(x_j)+\gamma_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\mu_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\gamma_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad (j=1,2,\cdots,k)\end{aligned}\qquad (A2)$$

通过对以上优化问题(A1)或(A2)的求解，可以得到函数 $\mu_B(x)$ 与 $\gamma_B(x)$，$(x\in X)$ 中的各参数的估计值。

当 X 为离散空间时，$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$。可以建立如下优化模型：

$$\begin{aligned}&\min\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(\mu_i^A(x_j)-\mu_B(x_j))^2+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(\gamma_i^A(x_j)-\gamma_B(x_j))^2\right)\\&s.t.\ 0\leqslant\mu_B(x_j)+\gamma_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\mu_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad 0\leqslant\gamma_B(x_j)\leqslant 1\\&\quad (j=1,2,\cdots,m)\end{aligned}\qquad (A3)$$

通过对优化问题(A3)的求解，可以求出 $\mu_B(x_j)$，$\gamma_B(x_j)$，$x_j\in X(j=1,2,\cdots,m)$。

3.2 将多值直觉模糊集转化成区间值直觉模糊集

区间值直觉模糊集的概念是由 Atanassov 等[12]提出来的，它是对直觉模糊集的进一步推广。在传统的直觉模糊集中，关于某一个点的隶属度与非隶属度的值是一个确定的值。然而由于现实问题的复杂性，在有些情况下不能精确地确定隶属度与非隶属度的值。在区间值直觉模糊集合概念中隶属度与非隶属度的值不是一个确定的值，而是以区间数的形式给出。这就使区间值直觉模糊集合能更好地反映现实世界中存在的模糊性。在此文所讨论的多值直觉模糊集合概念中，含有多个隶属度与非隶属度，这其实是以另一种形式反映了人们对隶属度与非隶属度取值的不确定性。因此，区间值直觉模糊集与多值直觉模糊集在某种程度上是相通的。在此部分构造了一种将多值直觉模糊集转化成区间值直觉模糊集的方法，从而可以利用区间值直觉模糊集的相关理论来处理多值直觉模糊集的信息融合问题。

$$\mu_B(x)=[\min_{1\leqslant i\leqslant n}(\mu_i^A(x)),\max_{1\leqslant i\leqslant n}(\mu_i^A(x))]$$

$$\gamma_B(x)=[\min_{1\leqslant i\leqslant n}(\gamma_i^A(x)),\max_{1\leqslant i\leqslant n}(\gamma_i^A(x))]$$

利用以上两式可将一个多值直觉模糊集转化成一个区间值直觉模糊集，从而可以利用区间值直觉模糊集中的相关理论做进一步的处理。具体做法参见文献[13,14]。

3.3 平均值法

3.3.1 中位数

中位数简称中数，是指资料内所有观测值从小到大(或从大到小)依次排列后，当观测值个数为奇数时位于最中间的那个观测值，或者当观测值个数为偶数时位于最中间的两个观测值的平均数。

(1)未分组资料的中位数

先将未分组的各隶属度或非隶属度的值由小到大依次排列。然后，计算中位数：

当 n 为奇数时

$$\mu_B(x)=\mu_{(n+1)/2}^A(x)\quad \gamma_B(x)=\gamma_{(n+1)/2}^A(x)$$

当 n 为偶数时

$$\mu_B(x)=\frac{\mu_{n/2}^A(x)+\mu_{(n+2)/2}^A(x)}{2}$$

$$\gamma_B(x)=\frac{\gamma_{n/2}^A(x)+\gamma_{(n+2)/2}^A(x)}{2}$$

(2)已分组资料的中位数

如果资料已分组，且编制有其次数分布表，则可利用次数分布表来计算中位数，其计算公式为：

$$\mu_B(x)=L_\mu+\frac{i_\mu}{f_\mu}(\frac{n}{2}-c_\mu)$$

$$\gamma_B(x)=L_\gamma+\frac{i_\gamma}{f_\gamma}(\frac{n}{2}-c_\gamma)$$

式中，L_μ，L_γ 为中位数所在组的下限；i_μ，i_γ 为组距；f_μ，f_γ 为中位数所在组的次数；n 为总次数 c_μ，c_γ 为小于中数所在组的累加次数。

3.3.2 调和平均数法

调和平均数，是指资料中各观测值倒数的算术平均数的倒数。它也可分为简单的和加权的两类。

(1)简单调和平均数法

简单调和平均数，是简单算术平均数的变形。它与简单算术平均数在实质上是相同的，而仅有形式上的区别，即表现为变量对称的区别和计算位置对称的区别。因而，其计算公式为：

$$\mu_B(x)=\frac{1}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\mu_i^A(x)}}=\frac{n}{\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\mu_i^A(x)}}$$

$$\gamma_B(x)=\frac{1}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\gamma_i^A(x)}}=\frac{n}{\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\gamma_i^A(x)}}$$

(2)加权调和平均数法

加权调和平均数是加权算术平均数的变形。它与加权算术平均数在实质上是相同的，而仅有形式上的区别，即表现为变量对称的区别、权数对称的区别和计算位置对称的区别。因而，其计算公式为：

$$\mu_B(x)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\frac{\lambda_i}{\mu_i^A(x)}}\quad \gamma_B(x)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\frac{\lambda_i}{\gamma_i^A(x)}}$$

式中，$\sum_{i=1}^{n}\lambda_i=1$，$1\geqslant\lambda_i\geqslant0(i=1,2,\cdots,n)$。

3.3.3 组合平均数[15]

所谓组合平均数，就是将一个数据集的多种传统平均数，再次按照一定的权重数，进行加权平均所得的平均数。因而，其计算公式为：

$$p_0=\sum_{i=1}^{n}\omega_i p_i$$

式中，P_0 为组合平均数；p_i 表示不同类型的平均数；($i=1,2,\cdots,n$)下同，略)；ω_i 表示各平均数的权数，它满足 $\sum_{i=1}^{n}\omega_i=1$。

这样就可汇集各种平均数的优势，更准确地反映资料中数据的一般水平。组合平均数的精确程度，可用平均离差计算公式：

$$D_i=\frac{\sum_{i=1}^{n}|x_j-p_i|}{n}$$

或者均方差计算公式：

$$S_i=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_j-p_i)^2}{n}$$

来进行精度研究和精度。式中，n 表示数据集中的数据个数；x_j-p_i 表示数据集中各数对第 i 种平均数的离差；D_i 表示数据集中各数对第 i 种平均数的均离差；$(x_j-p_i)^2$ 表示数据集中各数对第 i 种平均数的方差；S_i 表示数据集中各数对第 i 种平均数的均方差。

3.3.4 权重值的确定

在参考文献[11]中提到了加权算术平均法，但对权重值的确定并没有给出具体的方法。此文在该部分对权重值的确定问题进行了研究。

(1)主观赋权法，即研究者根据自身的知识及以往的经验来确定权值。此方法的优点是权值的获取较容易，且能充分利用研究者已有的知识及经验。缺点是权重值的确定可能带有较大的主观随意性。假设研究者给出的权重值为($\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_n$)，则可以根据如下公式计算 $\mu_B(x)$，$\gamma_B(x)(x\in X)$。

$$\mu_B(x)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i\mu_i^A(x)\tag{1}$$

$$\gamma_B(x)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i\gamma_i^A(x)\tag{2}$$

(2)客观赋权法，当问题比较复杂或研究者自身的知识及以往的经验较贫乏时，研究者往往很难确定每个权重值的大小。客观赋权法是依据具体的研究背景及数据，按照一定的标准来确定权重值的方法。在下文中将依据方差极小化原则来构造权值的确定方法。

设$\langle\mu_i^A,\gamma_i^A\rangle(i=1,2,\cdots,n)$所对应的权重值为 $\lambda_k(k=1,2,\cdots,n)$。则可以计算出 $\mu_B(x)$，$\gamma_B(x)$。

$$\mu_B(x)=\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\mu_k^A(x)\tag{3}$$

$$\gamma_B(x)=\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\gamma_k^A(x)\tag{4}$$

当 X 为连续空间时

$$\min(\int_X[\sum_{i=1}^{n}(\mu_i^A(x)-\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\mu_k^A(x))^2+\sum_{i=1}^{n}(\gamma_i^A(x)-\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\gamma_k^A(x))^2]\mathrm{d}x)$$

$$s.t.\ \sum_{k=1}^{n}\lambda_k=1$$

$$1\geqslant\lambda_k\geqslant0(k=1,2,\cdots,n)$$

(下转第 264 页)

[8] Candès E J. Ridgelets: Theory and Applications[D]. USA: Department of Statistics, Stanford University, 1998
[9] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks. 1995: 1942-1948
[10] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[J]. IEEE World Congress on Computation Intelligence, 1998: 69-73
[11] 吕振肃,侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416-420
[12] Liu Jun, Qiu Xiaohong. A Novel Hybrid PSO-BP Algorithm for Neural Network Training[C]// International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. 2009: 300-303
[13] Cai X, Wunsch D C II. Engine Data Classification with Simultaneous Recurrent Network using a Hybrid PSO-EA Algorithm [J]. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2005, 4(7): 2319-2323
[14] Al-Kazemi B, Mohan C K. Training Feedforward Neural Networks using Multi-Phase Particle Swarm Optimization[C]// Proc. Ninth International Conference on Neural Information Processing. Vol. 5, 2002: 2615-2619
[15] van den Bergh F, Engelbrecht A P. Cooperative Learning in Neural Networks using Particle Swarm Optimizers[J]. South African Computer Journal, 2000, 26: 84-90

(上接第 238 页)

在使用上述优化模型来对权重值进行估量时,可能存在如下问题:被积函数在区间 X 内不可积或可积但原函数无法用初等函数表达。针对此类问题可以使用在 3.1 节中介绍的方法进行处理。

当 X 为离散空间时, $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$。

可建立如下优化模型:

$$\min\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(\mu_i^A(x_j)-\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\mu_k^A(x_j))^2+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(\gamma_i^A(x_j)-\sum_{k=1}^{n}\lambda_k\gamma_k^A(x_j))^2\right)$$

$$s.t.\ \sum_{k=1}^{n}\lambda_k=1$$

$$1\geqslant\lambda_k\geqslant 0(k=1,2,\cdots,n)$$

通过对以上优化问题的求解,可以求出各权重值 $\lambda_k(k=1,2,\cdots,n)$。然后将它们分别代入式(3)和式(4)中,即可以得到 $\mu_B(x)$ 与 $\gamma_B(x)(x\in X)$。

4 实际应用

考虑某一风险投资公司进行某项农业高科技项目投资的决策问题,有 4 个备选项目 $A_j(j=1,2,3,4)$ 可供选择。有 4 位相关领域专家 $I_i(i=1,2,3,4)$ 分别对这 4 个备选项目进行评估判断,各专家的评判结果如表 1 所列。

表 1

方案	A1		A2		A3		A4	
评估结果	Y	N	Y	N	Y	N	Y	N
I1	0.65	0.26	0.72	0.20	0.80	0.10	0.80	0.10
I2	0.61	0.10	0.54	0.31	0.65	0.25	0.74	0.22
I3	0.60	0.14	0.45	0.50	0.55	0.30	0.64	0.22
I4	0.58	0.20	0.70	0.20	0.85	0.10	0.60	0.28

用多值直觉模糊集来表示评估结果表 1:

$$A=\{\langle[0.65,0.61,0.60,0.58],[0.26,0.10,0.14,0.20]/A_1,$$
$$\langle[0.72,0.54,0.45,0.70],[0.20,0.31,0.50,0.20]/A_2,$$
$$\langle[0.80,0.65,0.55,0.85],[0.10,0.25,0.30,0.10]/A_3,$$
$$\langle[0.80,0.74,0.64,0.60],[0.10,0.22,0.22,0.28]/A_4\}$$

下面使用主观赋权加权平均法来进行信息融合。假设这 4 位专家 I_1,I_2,I_3,I_4 对应的权重值分别为 0.2、0.15、0.3、0.35,则按式(1)与式(2)计算可得:

$$B=\{\langle 0.6045,0.179\rangle/A_1,\langle 0.605,0.3065\rangle/A_2,\langle 0.72,0.1825\rangle/A_3,\langle 0.673,0.217\rangle/A_4\}$$

结束语 多值直觉模糊集是对直觉模糊集合理论的一种扩展,这种扩展有助于对复杂问题的描述和解决。与传统直觉模糊集相比,多值直觉模糊集合能更好地反映现实世界中的不确定性。本文就多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的信息融合问题进行了研究,并提出了几种融合方法。

参考文献

[1] Zadeh L A F. The Concept of a Linguistic Variable and It s Application to Approximate Reasoning [J]. Information Science, 1975, 8(2): 199-249, 8(3): 301-3579(1): 43-80
[2] Atanassov K. Intuitionistic Fuzzy Sets [J]. Fuzzy Set s and Systems, 1986, 20(1): 87-96
[3] Atanassov K. More on Intuitionistic Fuzzy Sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 33(1): 37-46
[4] 雷英杰,王宝树. 直觉模糊关系及其合成运算[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(2): 113-1181
[5] Bustince H. App lication to app roximate reasoning based on interval-valued fuzzy set[J]. International Journal ofApp rox: mate Reasoning, 2000, 23(2): 137-2091
[6] 雷英杰,王宝树,王毅. 基于直觉模糊推理的威胁评估方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(9): 2077-2031
[7] 雷英杰,王宝树,李兆渊. 基于自适应直觉模糊推理的威胁评估方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12)
[8] Hong D H, Choi C H. Multi-criteria fuzzy decision-making problems based on vague set t heory [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(1): 103-113
[9] 王毅,雷英杰,路艳丽. 基于直觉模糊集的多属性模糊决策方法[J]. 系统工程与电子, 2007, 29(12): 2060-2063
[10] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219
[11] 张善文,李晓曼,雷英杰. 多值直觉模糊集定义[J]. 计算机科学, 2008, 35(1): 176-177
[12] Atanassov K, Gargov G. Interval-valued intuitionistic fuzzy set [J]. Fuzzy Set s and Systems, 1989, 31(3): 343-349
[13] Xu Z S. On correlation measures of intuitionistic fuzzy sets[C]// Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer Verlag, 2006: 16-24
[14] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219
[15] 周启海,吴红玉. 知识发现与数据挖掘中平均信息测度的创新方法——组合平均[C]// 中国科协年会论文集. 2006
[16] 万中,梁文冬,卢宗娟. 模糊数的隶属度区间分布函数[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2011, 25(1): 107-112