基于 D-S 证据理论的直觉模糊群决策信息集结方法

臧翰林 李艳玲
(火箭军工程大学 西安 710025)

摘 要 在处理直觉模糊多属性群决策问题时,可根据 D-S 证据理论完成信息的集结。利用直觉模糊熵和模糊偏好关系确定权重,通过加权-证据融合的方法得到专家对方案集的融合证据。在专家信息集结方面,结合欧氏证据距离求解证据间的冲突度,得到专家权重,并将群体专家对方案集的证据信息进行修正和融合。最后结合算例证明了所提方法具有很高的实用价值。

关键词 多属性群决策,D-S 证据理论,模糊偏好关系,欧氏证据距离,冲突度

中图法分类号 C93 **文献标识码** A

Intuitionistic Fuzzy Group Decision Making Information Aggregation Method Based on D-S Evidence Theory

ZANG Han-lin LI Yan-ling
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract When dealing with the intuitionistic fuzzy multi-attribute group decision-making problem, the information aggregation can be completed according to the D-S evidence theory. The weights are determined by using the intuitionistic fuzzy entropy and fuzzy preference relationship. Weighted-evidence fusion method is used to obtain the expert's fusion evidence for the solution set. In the expert information aggregation, the Euclidean evidence distance is used to solve the degree of conflict between the evidences, and the expert weights are obtained. Evidence information of group experts on program sets are corrected and integrated. Finally, combined with examples, it is proved that the proposed method has high practical value.

Keywords Group decision-making of multi-attribute, D-S evidence theory, Fuzzy preference relation, Euclidean evidence distance, Degree of conflict

证据理论是 Dempster 在 1967 年提出,后经 Shafer 进一步发展和完善起来的,故称 D-S 证据理论[1]。D-S 证据理论是处理和表达不确定信息的有效工具,但由于证据理论要求融合证据之间的一致性,导致存在高冲突的证据在融合时会产生与认知相悖的结论[2]。

多属性群决策是指相关领域的多名专家对每个方案的多个属性进行打分,最终通过信息集结完成方案排序和选择的过程。群决策在解决复杂的问题时能够集结群体专家的智慧,在近几年得到了快速发展。由于决策环境的复杂性和决策者在知识结构、个人偏好上的差异性,决策过程中往往存在不确定性。直觉模糊集[3]是一种更能体现人认知方式的专家意见表达方法,相比于其他的表达方式,直觉模糊集考虑了对决策对象的肯定度和否定度,以及专家在评价打分过程中存在的犹豫程度,使评估结果更加合理。直觉模糊多属性群决策最关键的问题就是信息的集结,近几年,已有学者提出了基于证据理论的信息集结的方法,如郭军等[4]利用 D-S 证据理论进行信息集结,但是没有考虑冲突证据合成时会出现有悖常理的情况;陈云翔等[5]提出用直觉模糊熵求解属性权重,考虑了基于属性权重的证据修正和合成,但是在求解属性权重时只考虑了不确定程度的大小,没有考虑每条属性证据之间的重要程度关系;史超等[6]在对群体信息集结时利用 Jousselme 距离和冲突系数来度量不同两个专家之间的冲突程度,并以此来确定专家权重,但是文献[7]指出采用 Jousselme 距离在一些情况下会得到不合理的结果。

基于上述考虑,本文提出了基于模糊偏好矩阵的属性权重确定方法,建立了每条证据之间的模糊偏好关系,通过一致性矩阵求解属性权重,并采用加权融合的方法对属性信息进行修正和证据合成;在群体信息集结过程中,采用了一种新的证据距离来代替 Jousselme 距离,并通过求解两个专家证据之间的相似度来确定专家权重,完成群体专家证据信息的修正和融合。

1 预备知识

1.1 证据理论

定义 1[3] 假设识别框架 Θ 是由一系列完备、两两互斥的假设组成,2^{Θ} 是 Θ 的幂集。如果集函数 $m:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 满足公式 $m(\phi)=0$ 和 $\sum_{A\in\Theta}m(A)=1$,则称 m 为 Θ 上的基本概率分配或者 Mass 函数,$m(A)$ 是分配给 A 本身的置信测度,表示支持命题 A 发生的程度。若 $A\in\Theta$,且 $m(A)>0$,则称 A 为证据的焦元。

定义 2[3] 设 Θ 为识别框架,集函数 $m:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 为识别框架上的 Mass 函数,$\forall A,B\in\Theta$,则称由 $Bel(A)=\sum_{B\in A}m(B)$ 所定义的函数 $Bel:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 为 Θ 上的信任函数;由 $Pl(A)=\sum_{B\cap A\neq\emptyset}m(B)$ 定义的函数 $Pl:2^{\Theta}\rightarrow[0,1]$ 为 Θ 上的似然函

臧翰林(1993-),男,硕士生,主要研究方向为群决策、决策理论等;**李艳玲**(1972-),女,博士,教授,主要研究方向为数据挖掘、决策理论等。

数。信度函数 $Bel(A)$ 表示证据给予命题 A 的最低置信度[8]，似然函数 $Pl(A)$ 表示证据不反对命题 A 的程度，则 $BI(X)=[Bel(X),Pl(X)]$ 表示 X 的信任区间。

定义 3 设 $Bel_1,Bel_2,\cdots,Bel_n$ 为同一个识别框架 Θ 的信任函数，$m_1,m_2,\cdots,m_n$ 是其对应的 Mass 函数，则根据 D-S 合成规则可以得到融合 n 个证据后关于 A 的 Mass 函数：

$$[m_1 \oplus m_2 \oplus\cdots\oplus m_n](A)=\begin{cases}0, & A=\varnothing \\ \dfrac{\sum\limits_{A_1\cap A_2\cap\cdots\cap A_n=A} m_1(A_1)m_2(A_2)\cdots m_n(A_n)}{1-K}, & A\neq\varnothing\end{cases} \tag{1}$$

其中，$K=\sum\limits_{A_1\cap A_2\cap\cdots\cap A_n=\varnothing} m_1(A_1)m_2(A_2)\cdots m_n(A_n)$，表示证据间的冲突系数。

1.2 直觉模糊集

定义 4[9] 设 X 是一个非空集合，称 $A=\{(x,\mu_A(x),v_A(x))\mid x\in X\}$ 为直觉模糊集，其中 $\mu_A(x)$ 和 $v_A(x)$ 分别表示 X 中元素 x 属于 A 的真隶属度和非隶属度，即 $\mu_A(x):X\rightarrow[0,1],x\in X\rightarrow\mu_A(x)\in[0,1]$，$v_A(x):X\rightarrow[0,1],x\in X\rightarrow v_A(x)\in[0,1]$，且满足 $0\leqslant\mu_A(x)+v_A(x)\leqslant 1$。$\pi_A(x)=1-\mu_A(x)-v_A(x)$ 表示 X 中元素 x 属于 A 的犹豫度或者不确定性。

为了利用证据理论对属性和专家信息进行集结，需利用直觉模糊数 $A=\{(x,\mu_A(x),v_A(x))\mid x\in X\}$ 来表示识别框架 Θ 上的 Mass 函数，则其 Mass 函数可表示为：

$$\begin{cases} m_A(\phi)=0, m_A(x_i)=\dfrac{\mu_A(x_i)}{\sum\limits_{i=1}^{n}[1-v_A(x_i)]} \\ m_A(\Theta)=1-\sum\limits_{i=1}^{n} m_A(x_i)\end{cases} \tag{2}$$

由证据理论的定义可知，对于一个直觉模糊集 $A=\{(x,\mu_A(x),v_A(x))\mid x\in X\}$，信任函数可以写成 $Bl_A(x)=[Bel(x),Pl_A(x)]$，其中：

$$\begin{cases} Bel(x)=\mu_A(x) \\ Pl_A(x)=1-v_A(x)=\mu_A(x)+\pi_A(x)\end{cases} \tag{3}$$

2 基于直觉模糊熵的属性信息的集结

2.1 问题描述

假设有 n 个备选方案 $x_j(j=1,2,\cdots,n)$ 组成方案集 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，由 K 个专家对每个方案的 m 个属性 $o_i(i=1,2,\cdots,m)$ 组成的属性集进行打分。

专家 P_k 的直觉模糊集判断矩阵 $A^k=(a_{ij}^k)_{m\times n}$，其中 $a_{ij}^k=[\mu_{ij}^k,v_{ij}^k]$。

本文利用直觉模糊熵来度量专家给出的信息的不确定程度，然后得到各属性证据之间的模糊偏好关系，构建模糊偏好矩阵，求解与之对应的一致性矩阵得到不同属性的权重，然后对源证据进行加权修正，最后进行 $n-1$ 次融合，得到专家 P_k 对于方案的评价 Mass 函数向量 m^k。

2.2 直觉模糊熵

对于直觉模糊数 $a_{ij}^k=[\mu_{ij}^k,v_{ij}^k]$，可用直觉模糊熵[10-11]来表示信息包含的不确定程度，即：

$$E(a)=\frac{1-|\mu_A(x)-v_A(x)|+\pi_A(x)}{1+|\mu_A(x)-v_A(x)|+\pi_A(x)} \tag{4}$$

已有研究表明，利用熵度量法可以较好地反映证据间的冲突程度，直觉模糊熵越小，说明该直觉模糊数的不确定性越小，重要程度越大。专家 P_k 关于属性 o_i 的直觉模糊熵为：

$$E_i^k=\sum_{j=1}^{n}\frac{1}{ne_{ij}^k} \tag{5}$$

其中，e_{ij}^k 为专家 P_k 关于方案 j 的属性 o_i 的直觉模糊数的熵，由此可以得到直觉模糊熵矩阵 $E^k=[E_1^k,E_2^k,\cdots,E_m^k]$。

2.3 模糊偏好矩阵

基于证据理论的冲突信息融合中，比较关键的问题就是如何从众多源证据中发现相对可靠的证据。根据前面得到的专家 P_k 关于属性集的直觉模糊熵矩阵 E^k，使用模糊偏好关系[12]来表示证据之间的相对重要程度，构造模糊偏好矩阵，求出与之对应的一致性矩阵[13]，进而得出每条证据体的权重。设 P 代表集合 $X(X=\{m_1,m_2,\cdots,m_n\})$ 中 n 个选择的模糊偏好关系，如下所示：

$$P=(p_{ij})_{n\times n}=\begin{array}{c} \\ m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n\end{array}\begin{array}{c}\begin{array}{cccc} m_1 & m_2 & \cdots & m_n\end{array} \\ \begin{bmatrix} 0.5 & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & 0.5 & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & 0.5\end{bmatrix}\end{array}$$

其中，$p_{ij}\in[0,1]$ 表示目标 m_i 相对于目标 m_j 的偏好值，$p_{ij}+p_{ji}=1$，$p_{ii}=0.5$ 时。当 $p_{ij}=0.5$ 时表示目标 m_i 与目标 m_j 没有差别；$p_{ij}>0.5$ 表示目标 m_i 比目标 m_j 更有优势。

构建模糊偏好矩阵的过程如下。

步骤 1 根据直觉模糊熵矩阵 $E^k=[E_1^k,E_2^k,\cdots,E_m^k]$，把专家 P_k 关于每个属性的直觉模糊熵当成一条证据；计算证据体熵的集合的方差，记为 V_n。依次移除第 i 条证据体的信息熵，计算移除第 i 条证据体后剩余 $n-1$ 条的证据体信息熵的方差为：

$$V_i=Var(\{E_{m_1},E_{m_2},\cdots,E_{m_{i-1}},E_{m_{i+1}},\cdots,E_{m_n}\})$$

步骤 2 比较 V_i 和 V_n，若 $V_i\geqslant V_n$，说明该证据体能够降低混乱程度，因此要在模糊偏好矩阵中赋予较大的偏好数值；反之会增加系统混乱程度，应减少其偏好值。模糊偏好矩阵中的非对角线元素 $p_{ij}\in[0,1]$ 的计算方法如下：

$$p_{ij}=\frac{V_i}{V_i+V_j} \tag{6}$$

在构建模糊偏好矩阵时需要对其一致性进行分析，这里构建一致性矩阵 $\bar{P}=(\bar{p}_{ik})_{n\times n}$：

$$(\bar{p}_{ik})_{n\times n}=(\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(p_{ij}+p_{jk})-0.5)_{n\times n}$$

根据一致性关系矩阵 $\bar{P}=(\bar{p}_{ik})_{n\times n}$，可以得到关于每个备选目标 m_i 的排序值 $RV(m_i)$，其定义如下：

$$RV(m_i)=\frac{2}{n^2}\sum_{k=1}^{n}\bar{p}_{ik} \tag{7}$$

由上述公式计算得到的排序值可以充当证据的可信度，由于 $\sum\limits_{i=1}^{n}RV(m_i)=1(1\leqslant i\leqslant n)$（证明省略），该可信度又可以当作证据的权重来表示证据的重要程度，由此得到由专家 P^k 关于属性集的权重向量为 W^k。

2.4 加权-证据融合

假设 $m_1,m_2,\cdots,m_n$ 为辨识框架 Θ 上的 n 条证据，根据上述方法得到属性的权重之后，对源证据进行加权修正，得到：

$$W(m_i(A))=\sum_{i=1}^{n}RV(m_i)\times m_i(A) \tag{8}$$

对修正后的证据按照 D-S 合成规则进行 $n-1$ 次融合，得到专家 P^k 关于方案的评价 Mass 函数向量 m^k。

3 专家群决策信息的集结

群决策过程中，由于专家知识经验水平及偏好的不同，导致给出的判断可能存在很大的冲突，因此每个专家对决策的贡献度就不同，专家的权重自然就不同。本文利用基于证据距离的方法得到专家证据信息间的相似度，并根据相似度来给专家赋权。

3.1 欧氏证据距离

证据距离被广泛应用于冲突程度的度量中，目前最常用的证据距离是 Jousselm 距离。最新研究表明[7]，Jousselm 距离在一些情况下会得出不合理的结果，随着识别框架基本元素的不断增加，Jousselm 距离不能很好地区分不同证据体之间的差异，因此本文采用欧氏证据距离来度量证据之间的差异性。

假设 m_1，m_2 为定义在辨识框架 Θ 上的两条证据，对于辨识框架上的每个焦元，计算其信度函数和似然函数，得到证据 m_1 和 m_2 关于焦元 A 的信任区间，分别为 $BI_1(A)$ 和 $BI_2(A)$，由前文可以知道信任区间为介于 0 和 1 之间的区间数。文献[14]中定义了严格的区间数距离。假设有两个区间数 $[a_1,b_1]$ 和 $[a_2,b_2]$ $(a_i\leqslant b_i)$，区间数距离为：

$$d^I([a_1,b_1],[a_2,b_2])=\sqrt{(\frac{a_1+b_1}{2}-\frac{a_2+b_2}{2})^2+\frac{1}{3}(\frac{b_1-a_1}{2}-\frac{b_1+a_1}{2})^2} \tag{9}$$

用信任区间 $BI_j(A_i)=[Bel_j(A_i),Pl_j(A_i)]$ 代表区间数，则可以得到两个证据 m_1 和 m_2 关于焦元 A_i 的区间距离。综合 2^n-1 和信任区间数的距离，利用欧氏距离就可得到两个证据体之间的距离。因此两条证据的欧氏信度区间距离可以定义为：

$$d_{BI}^E(m_1,m_2)=\sqrt{N_c\cdot\sum_{i=1}^{2^n-1}[d^I(BI_1(A_i),BI_2(A_i))]^2} \tag{10}$$

其中，$N_c=1/(2^n-1)$ 为归一化因子。

3.2 专家权重的确定

定义 5 设群决策中方案集所构成的识别框架为 Θ，专家 P_k 与 P_l 给出的证据之间的冲突度记为 cf_{kl}，其可表示为：

$$cf_{kl}=\begin{cases}0, & \forall\theta\in 2^{\Theta},m_k(\theta)=m_l(\theta)\\ 1, & (\bigcup A_k)\bigcap(\bigcup B_l)=\varnothing,\\ & \text{where}(m_k(A_k>0)\ \text{and}\ (m_l(B_l)>0))\\ \sqrt{\frac{k_{kl}+d_{kl}}{2}}, & (\bigcup(\arg\max_{\theta'\in\Theta}(BetP_{m_k}(\theta))))\bigcap\\ & (\bigcup(\arg\max_{\theta'\in\Theta}(BetP_{m_l}(\theta))))\\ \frac{k_{kl}+d_{kl}}{2} & \end{cases} \tag{11}$$

其中，k_{kl} 和 d_{kl} 分别表示专家 P_k 与 P_l 提供的证据之间的冲突系数和证据距离；θ 为识别框架上的任一假设，$\sqrt{\frac{k_{kl}+d_{kl}}{2}}$ 表示当两个证据的最大支持假设构成的集合之间不存在交集时，对证据之间的冲突度进行放大。

假设专家 P_k 被专家 P_l 支持的程度为 sup_{kl}，$sup_{kl}=1-cf_{kl}$，则专家被其他专家支持的程度越大，该专家的权重越大。

设专家的权重向量为 $[w_1,w_2,\cdots,w_m]^{\mathrm{T}}$，则

$$w_k=\frac{\sum_{l=1,l\neq k}^{m}sup_{kl}}{\sum_{k=1}^{m}\sum_{l=1,l\neq k}^{m}sup_{kl}} \tag{12}$$

3.3 考虑专家权重的证据合成

在对证据进行融合时，考虑专家的权重带来的影响，进行证据的修正，可表示为：

$$m_k=\begin{cases}\hat{m}^k(\phi)=0,\hat{m}^k(x_i)=\frac{w_k}{w_{\max}}\cdot m^k(x_i)\\ \hat{m}^k(\Theta)=1-\sum_{i=1}^{m}\hat{m}^k(x_i)\end{cases} \tag{13}$$

其中，$w_{\max}=\max(w_k)$，$w_k/w_{\max}$ 表示考虑专家权重的修正系数。

利用 D-S 合成公式，将修正后的专家证据信息进行合成，即可得到最终方案的 Mass 函数向量，即专家的权重向量为 m。

4 实例分析

现有 4 个专家组成一个决策小组，对雷达导引头固有抗干扰性能进行评估，选取雷达发射功率 o_1、雷达天线增益 o_2、信号带宽 o_3、时宽带宽积 o_4 作为指标集 O，选取 PAC-1(x_1)、SA-10(x_2)、响尾蛇(x_3)作为方案集 X。4 位专家按照直觉模糊集的打分方法对各指标和 3 种型号的雷达进行打分，打分情况如表 1 所列。

表 1 专家对方案属性的打分情况

专家	指标	x_1	x_2	x_3
P_1	o_1	[0.71,0.14]	[0.84,0.12]	[0.87,0.12]
	o_2	[0.78,0.15]	[0.87,0.15]	[0.65,0.21]
	o_3	[0.89,0.21]	[0.64,0.11]	[0.87,0.12]
	o_4	[0.65,0.21]	[0.81,0.18]	[0.59,0.11]
P_2	o_1	[0.87,0.16]	[0.76,0.32]	[0.89,0.12]
	o_2	[0.88,0.11]	[0.67,0.23]	[0.76,0.23]
	o_3	[0.56,0.23]	[0.67,0.13]	[0.69,0.22]
	o_4	[0.40,0.36]	[0.65,0.13]	[0.74,0.21]
P_3	o_1	[0.87,0.20]	[0.76,0.21]	[0.87,0.15]
	o_2	[0.76,0.11]	[0.71,0.23]	[0.54,0.31]
	o_3	[0.56,0.36]	[0.72,0.16]	[0.66,0.22]
	o_4	[0.67,0.11]	[0.58,0.27]	[0.76,0.10]
P_4	o_1	[0.64,0.12]	[0.75,0.14]	[0.71,0.13]
	o_2	[0.73,0.13]	[0.61,0.21]	[0.71,0.22]
	o_3	[0.50,0.27]	[0.75,0.09]	[0.76,0.11]
	o_4	[0.61,0.28]	[0.54,0.21]	[0.55,0.34]

由表 1 可以得到专家 P_k 的直觉模糊决策矩阵 A^k；由式(4)、式(5)可以得到专家 P_k 关于属性集的直觉模糊熵矩阵 E^k：

$$E^1=\begin{array}{c}o^1\\o^2\\o^3\\o^4\end{array}\begin{bmatrix}0.338\\0.395\\0.487\\0.565\end{bmatrix},E^2=\begin{array}{c}o^1\\o^2\\o^3\\o^4\end{array}\begin{bmatrix}0.380\\0.476\\0.487\\0.452\end{bmatrix}$$

$$E^3=\begin{array}{c}o^1\\o^2\\o^3\\o^4\end{array}\begin{bmatrix}0.314\\0.506\\0.594\\0.428\end{bmatrix},E^4=\begin{array}{c}o^1\\o^2\\o^3\\o^4\end{array}\begin{bmatrix}0.382\\0.463\\0.579\\0.648\end{bmatrix}$$

根据式(2)可以得到专家 P_k 关于评价集的 Mass 函数：

$$\begin{bmatrix}m^1\\m^2\\m^3\\m^4\end{bmatrix}=\begin{array}{cccc}x_1 & x_2 & x_3 & \Theta\end{array}\begin{bmatrix}0.337 & 0.298 & 0.238 & 0.127\\0.219 & 0.279 & 0.219 & 0.207\\0.205 & 0.268 & 0.310 & 0.217\\0.262 & 0.236 & 0.219 & 0.283\end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{cc} & \begin{array}{cccc} x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ \begin{bmatrix} m^1 \\ m^2 \\ m^3 \\ m^4 \end{bmatrix} = & \begin{bmatrix} 0.295 & 0.238 & 0.344 \end{bmatrix} \!\!\! \begin{array}{c} 0.123 \end{array} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} \quad x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ \begin{bmatrix} m^1 \\ m^2 \\ m^3 \\ m^4 \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{ccc} 0.295 & 0.238 & 0.344 \\ 0.368 & 0.260 & 0.274 \\ 0.144 & 0.377 & 0.302 \\ 0.174 & 0.283 & 0.322 \end{array}\right] \begin{array}{c} 0.123 \\ 0.098 \\ 0.217 \\ 0.221 \end{array} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} \quad x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ \begin{bmatrix} m^1 \\ m^2 \\ m^3 \\ m^4 \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{ccc} 0.300 & 0.249 & 0.315 \\ 0.379 & 0.318 & 0.210 \\ 0.185 & 0.347 & 0.278 \\ 0.235 & 0.186 & 0.288 \end{array}\right] \begin{array}{c} 0.136 \\ 0.093 \\ 0.190 \\ 0.291 \end{array} \end{array}$$

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} \quad x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ \begin{bmatrix} m^1 \\ m^2 \\ m^3 \\ m^4 \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{ccc} 0.298 & 0.278 & 0.224 \\ 0.364 & 0.258 & 0.271 \\ 0.188 & 0.352 & 0.282 \\ 0.329 & 0.227 & 0.208 \end{array}\right] \begin{array}{c} 0.200 \\ 0.093 \\ 0.178 \\ 0.236 \end{array} \end{array}$$

根据式(6)、式(7)可以得到专家 P_k 关于属性集的权重矩阵为 W^k：

$$[W^1\ W^2\ W^3\ W^4] = \begin{array}{c} o^1 \\ o^2 \\ o^3 \\ o^4 \end{array} \begin{bmatrix} 0.221 & 0.120 & 0.213 & 0.245 \\ 0.292 & 0.303 & 0.287 & 0.299 \\ 0.292 & 0.276 & 0.302 & 0.198 \\ 0.195 & 0.301 & 0.198 & 0.258 \end{bmatrix}$$

加权融合后可以得到专家 P^k 关于方案集的评价 Mass 函数向量 m^k 为：

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} \quad x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ \begin{bmatrix} m^1 \\ m^2 \\ m^3 \\ m^4 \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{ccc} 0.299 & 0.257 & 0.312 \\ 0.330 & 0.246 & 0.256 \\ 0.310 & 0.240 & 0.278 \\ 0.276 & 0.257 & 0.298 \end{array}\right] \begin{array}{c} 0.132 \\ 0.168 \\ 0.172 \\ 0.169 \end{array} \end{array}$$

由式(9)－式(11)可以得到两两专家之间的冲突度：

$$CF = (cf_{kl})_{4\times4} = \begin{bmatrix} 0 & 0.61 & 0.44 & 0.55 \\ 0.61 & 0 & 0.32 & 0.28 \\ 0.44 & 0.32 & 0 & 0.40 \\ 0.55 & 0.28 & 0.40 & 0 \end{bmatrix}$$

由式(12)可以得到专家权重矩阵 M 为：

$M = [0.226 \quad 0.262 \quad 0.271 \quad 0.241]$

利用式(13)对各个专家对方案集的证据信息进行修正，再利用 D-S 证据合成规则得到最终方案集的 Mass 函数向量 m：

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cccc} \quad x_1 & x_2 & x_3 & \Theta \end{array} \\ m = [0.412 \quad 0.334 \quad 0.209]\ 0.045 \end{array}$$

由此可以证明 3 个备选方案的优劣排序为：$x_1 > x_3 > x_2$，PAC-1 的固有抗干扰性能最好，响尾蛇的固有抗干扰性能最差，这与文献[15]中得到的结论相符。将本文方法和文献[5]中提到的方法进行对比，结果如表 2 所列。

表 2　评估结果对比

方法	x_1	x_1	x_1	Θ
本文方法	0.412	0.334	0.209	0.045
文献[5]方法	0.351	0.324	0.212	0.113

可以看出，本文提出的方法使评估结果分散性更加明显，且能够降低评估结果的模糊性，证明了本文方法具有先进性以及很高的实用价值。

结束语　针对直觉模糊多属性群决策问题，本文在属性集结和专家信息集结两方面进行了创新。在属性集结方面，利用信息熵和模糊偏好矩阵来衡量证据之间的重要程度，得到属性权重，并对属性证据进行修正和融合；在专家信息集结方面，采用了一种新的证据距离来衡量证据之间差异，根据证据距离求出冲突度，进而得到专家权重，最后在考虑专家权重的前提下，对证据进行修正和融合。本文在融合属性证据和专家证据前都对证据进行了修正，并根据专家之间的相似性得到专家权重，使最终结果能够体现多数专家的意见。最后通过实例计算验证了该方法具有较高的实用价值。但是本文方法在处理信息集结时，重点放在指标属性权重和专家权重的求解上，在冲突证据的融合问题上处理得较为简单，下一步将针对这个问题上进行深入研究。

参 考 文 献

[1] DEMPSTER A P. Upper and lower probabililities induced by a multivalued mapping[J]. Annuals of Mathematical Statistics, 1967, 38(4): 325-339.

[2] 杨风暴，王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京：国防工业出版社，2010：139-221.

[3] 江红莉，何建敏，庄亚明，等. 基于直觉模糊集和证据理论的群决策方法[J]. 控制与决策，2012，27(5)：752-756.

[4] 郭军，宋建社，杨檬，等. 基于证据理论的多任务抢修重要度决策[J]. 系统工程与电子技术，2011，33(3)：581-584.

[5] 陈云翔，蔡忠义，张诤敏，等. 基于证据理论和直觉模糊集的群决策信息集结方法[J]. 系统工程与电子技术，2015，37(3)：594-598.

[6] 史超，程咏梅，潘泉. 基于直觉模糊和证据理论的混合型偏好信息集结方法[J]. 控制与决策，2012，27(8)：1163-1168.

[7] HAN D Q, DEZERT J, YANG Y. New distance measures of evidencebased on belief intervals[C]// International Conference on Belief Functions. Springer, 2014: 432-441.

[8] 曲婉嘉，王鸿超，徐忠林，等. 基于 D-S 证据融合的雷达毁伤评估研究[J]. 战术导弹技术，2017，1(17)：104-108.

[9] 李登峰. 直觉模糊集决策与对策分析方法[M]. 北京：国防工业出版社，2012：21-34.

[10] SZMIDT E, KACPRZYK J. Entropy for intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 118(3): 467-477.

[11] WU J Z, ZHANG Q. Multicriteria decision making method based on intuitionistic fuzzy weighted entrpy[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 916-922.

[12] TANINO T. Fuzzy preference orderings in group decision making[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1984, 12(84): 117-131.

[13] LEE L W. Group decision making with incomplete fuzzy preference relationsbased on the additive consistency and the order consistency[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(14): 11666-11676.

[14] IRPINO A, VERDE R. Dynamic clustering of interval data usinga wasserstein-based distance[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(11): 1648-1658.

[15] 刘晓东. 雷达抗干扰效能评估指标体系及方法研究[D]. 成都：电子科技大学，2008.