文章编号: 1001-0920(2006)04-0385-06

不确定性多属性决策中的 ER 方法改进

贺金凤[1], 徐济超[2], 吴卫东[1]
(1. 西北工业大学 管理学院, 西安 710072; 2. 郑州航空学院 质量工程研究所, 郑州 450015)

摘 要: 基于对不确定性多属性决策问题中 ER 方法的研究, 提出一种不确定性多属性决策中的改进 ER 方法, 并证明该方法完全满足证据合成的 4 个公理. 通过实例运算, 进一步验证了新方法的有效性和合理性.

关键词: 不确定性; 多属性决策; 证据推理; 效用
中图分类号: N945 **文献标识码**: A

Improvement of Evidential Reasoning Approach for Multiple Attribute Decision Making under Uncertainty

HE Jin-feng[1], *XU Ji-chao*[2], *WU Wei-dong*[1]
(1. School of Management, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China; 2. Research Division for Quality Engineering, Zhengzhou Institute of Aeronautics, Zhengzhou 450015, China. Correspondent: HE Jin-feng, E-mail: xsjusa@sohu.com)

Abstract: Based on the research of evidential reasoning (ER) approach in multiple-attribute decision making (MADM) under uncertainty, a revised ER approach in MADM under uncertainty is presented. The revised approach is proven to satisfy four synthesis axioms completely. A numerical example illustrates the validity and rationality of the new approach.

Key words: Uncertainty; Multiple attribute decision making; Evidential Reasoning; Utility

1 引 言

多属性决策(MADM)是关于多个属性的评价决策问题. 在MADM 问题中, 决策者经常涉及不确定性信息的处理, 本文主要针对多属性决策中的定性属性.

定性属性是指决策者对该属性上的判断信息不是具体的数值, 而是语言评价等级. 由于实际问题的复杂性和决策者主观判断的不确定性, 决策者对定性属性的主观判断信息表现为评价等级集上的模糊子集[1]. Yang 等[2]利用D-S 理论处理不确定性问题的优势, 研究了基于D-S 理论的证据推理(ER)算法及其在多属性决策问题中的应用, 并提出了任何证据合成过程必须满足的 4 个公理, 用于指导具有不确定性多属性问题的评价和决策. 在此基础上, Huynh 等[3]对不确定条件下多属性决策问题的 ER 算法进行了改进, 但改进方法对证据冲突的处理不够理想.

鉴于D-S 合成规则存在的不足, 本文提出了一种新的不确定性多属性决策问题的 ER 算法, 并证明该方法完全满足证据合成的 4 个公理.

2 多属性决策问题的数学描述

假设给定评价等级集合: $\mathbf{H} = \{H_1, H_2, \cdots, H_n, \cdots, H_N\}$ 为评价每个属性的等级标准, 则对某一属性 e_i 的评价可以表示为

$$S(e_i) = \{(H_n, \beta_{n,i}) \mid n = 1, \cdots, N\},\quad i = 1, \cdots, L.$$

其中 $\beta_{n,i}$ 表示信任程度, 且满足 $\beta_{n,i} \geq 0$, $\sum_{n=1}^{N} \beta_{n,i} \leq 1$.

收稿日期: 2005-03-29; **修回日期**: 2005-06-20.
基金项目: 国家杰出青年基金项目(70125004); 国家自然科学基金项目(70072029).
作者简介: 贺金凤(1963—), 女, 河南新乡人, 教授, 博士生, 从事质量管理、评价决策等研究; 徐济超(1958—), 男, 河南项城人, 教授, 博士生导师, 从事质量管理等研究.

当 $\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i}=1$ 时, 称 $S(e_i)$ 为完全评价, 当 $\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i}<1$ 时, 称 $S(e_i)$ 为不完全评价.

为方便起见, 假设只考虑两个层次的评价合成问题, 记 y 为处于上层的总属性, $E=\{e_1,\cdots,e_i\}$ 为处于下层的基本属性, ω_i 为基本属性 e_i 的权重($i=1,\cdots,L$), β_n 为总属性 y 被评价给等级 H_n 的信任度($n=1,\cdots,N$).

3 D-S 证据合成理论

D-S 理论[4] 中, 基于一定证据对命题或假设的信任是通过mass函数来刻画的. 考虑两个不同证据的mass函数 m_1 和 m_2, 根据D-S 合成规则, 可以得到复合mass 函数, 即

$$m(A)=m_1\oplus m_2=\Big(\sum_{B\cap C=A}m_1(B)m_2(C)\Big)\Big/(1-k).$$

其中

$$k=\sum_{B\cap C=\varnothing}m_1(B)m_2(C),\ k<1.$$

上述求和运算称为 m_1 和 m_2 的"直和". k 代表证据间的冲突程度, k 越大, 说明证据间的冲突越大. 若 $k=1$, 则认为 m_1 和 m_2 完全矛盾, 此时公式无法使用. 系数 $1/(1-k)$ 称为归一化因子, 其作用是在证据合成时避免将非 0 的概率赋给空集 $\varnothing$.

D-S 理论中另一种重要运算是"折扣"运算. 当证据源的可靠度为 ω 时, 基于证据给出的mass 函数值就被 $(1-\omega)$ 打了一个折扣, 此时新的mass 函数为

$$m^{\omega}(A)=\omega m(A),$$
$$\forall A\subset\Theta,0\le\omega\le 1,$$
$$m^{\omega}(\Theta)=(1-\omega)+\omega m(\Theta).$$

上述两种运算将在不确定条件下多属性问题的 ER 算法中起重要作用.

4 不确定多属性决策问题中的 ER 方法的改进

为了开发不确定条件下多属性决策问题的解决方法和工具, 文献[2] 提出了任何一个合理的证据推理过程中需要满足的 4 个合成公理: 独立性、一致性、完全性和不完全性. 根据合成公理, Yang 等提出了一种改进的不确定条件下多属性决策问题的 ER 算法. 虽然这种改进方法满足了合成公理的要求, 但在证据组合过程中并没有考虑冲突的影响, 仍然采用了Dempster 的合成规则, 当证据高度冲突时, 该规则会产生有悖常理的结果.

目前对D-S 合成规则进行改进的方式主要有两种: 一是取消归一化过程, 把证据冲突部分的概率全部赋给未知领域, 如 Yager[5] 的改进方法, 但是这种处理结果往往会使组合后证据的不确定性增大; 二是把冲突视为有用的信息, 将冲突在各个已知命题之间进行适当分配[6~8]. 文献[3] 采用 Yager 的改进方法进行冲突处理, 虽然考虑了证据冲突的影响, 但这种处理方法会加大组合后证据的不确定性. 因此, 本文将上述两种冲突处理方法相结合, 当 $S(e_i)$ 为完全评价时, 通过一定比例把冲突在已知命题中进行完全分配; 当 $S(e_i)$ 为不完全评价时, 冲突除了按一定比例在已知命题中进行部分分配之外, 还有部分冲突概率将作为未知分配给未知领域. 通过冲突在已知命题和未知命题之间的适当分配, 尽量减小证据冲突的影响, 使组合结果更为合理和接近实际, 并通过调整修正, 使其完全满足 4 个合成公理. 令

$$m_{n,i}=\omega_i\beta_{n,i},\ n=1,\cdots,N. \tag{1}$$

$$m_{H,i}=1-\sum_{n=1}^{N}m_{n,i}=1-\omega_i\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i}=\bar{m}_{H,i}+\tilde{m}_{H,i}. \tag{2}$$

其中

$$\bar{m}_{H,i}=1-\omega_i,\ \tilde{m}_{H,i}=\omega_i\Big(1-\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i}\Big),$$
$$0\le\omega_i\le 1,\ \sum_{i=1}^{L}\omega_i=1,\ i=1,\cdots,L.$$

假设 $m_{n,i},m_{n,j}$ 为属性 i,j 的mass 函数, 则本文给出的合成公式为

$$m_{n,I(2)}=m_{n,i}m_{n,j}+m_{n,i}m_{H,j}+m_{H,i}m_{n,j}+k_1(n),\ n=1,\cdots,N. \tag{3}$$

$$m_{H,I(2)}=(\bar{m}_{H,I(2)}+\tilde{m}_{H,I(2)})+K_2. \tag{4}$$

其中

$$\bar{m}_{H,I(2)}=\bar{m}_{H,i}\bar{m}_{H,j},$$
$$\tilde{m}_{H,I(2)}=\tilde{m}_{H,i}\tilde{m}_{H,j}+\bar{m}_{H,i}\tilde{m}_{H,j}+\tilde{m}_{H,i}\bar{m}_{H,j},$$

$m_{n,I(2)}$ 和 $m_{H,I(2)}$ 为合成后新的mass 函数, $k_1(n)$ 为冲突概率 $K_{I(2)}$ 在已知命题 H_n 中的分配, K_2 为剩余未分配的冲突概率.

经济评价中, 未知或不确定因素的存在是产生冲突的主要原因. 作为一种信息, 冲突丢弃势必引起信息的丢失, 因此应通过一定方式分配给产生冲突的各个命题. 在缺乏其他先验信息的条件下, 可根据证据合成前各命题信任度的相对情况来决定冲突分配的比例, 即证据合成前某命题信任度越高, 合成后该命题分得的冲突概率也越高. 按照这一思想, 本文以合成前各个命题的平均支持程度 r_n 为权数进行冲突分配, 即 $r_n=\frac{1}{L}\sum_{j=1}^{L}\beta_{n,j}(i=1,\cdots,L;n=1,\cdots,N)$. r_n 越大, 表明该命题的平均信任度越大, 分配的

冲突概率也越大. 当 $S(e_i)$ 为完全评价时, 冲突概率将在各已知命题之间得到完全分配; 当 $S(e_i)$ 为不完全评价时, 除了分配给已知命题的冲突外, 还有部分冲突(K_2) 分配给未知领域 $\mathbf{H}$. 显然, 冲突分配权数 r_n 满足

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^{N} r_n = 1,\ \sum_{n=1}^{N} \beta_{n,i} = 1; \\ \sum_{n=1}^{N} r_n < 1,\ \sum_{n=1}^{N} \beta_{n,i} < 1. \end{cases} \tag{5}$$

因此可得

$$k_1(n) = r_n K_{I(2)},\ K_2 = K_{I(2)} - \sum_{n=1}^{N} k_1(n),$$

$$K_{I(2)} = \left[1 - \sum_{t=1}^{N}\sum_{l=1, l\neq t}^{N} m_{t,1} m_{l,j}\right]^{-1},$$

$$n = 1,\cdots,N.$$

假设 $m_{n,I(i)}(n = 1,\cdots,N)$, $m_{H,I(i)}$, $\bar{m}_{H,I(i)}$ 和 $\tilde{m}_{H,I(i)}$ 为前 i 个属性合成后得到的mass 函数, 则前 i 个属性与第 $(i+1)$ 个属性合成的 ER 公式为

$\{H_n\}$:

$$m_{n,I(i+1)} = m_{n,I(i)} m_{n,i+1} + m_{n,I(i)} m_{H,i+1} + m_{H,I(i)} m_{n,i+1} + k_{n,1},$$
$$n = 1,\cdots,N. \tag{6}$$

$\{\mathbf{H}\}$:

$$m_{H,I(i+1)} = m_{H,I(i+1)} + K_2 = (\bar{m}_{H,I(i+1)} + \tilde{m}_{H,I(i+1)}) + K_2. \tag{7}$$

其中

$$\bar{m}_{H,I(i+1)} = \bar{m}_{H,I(i)} \bar{m}_{H,i+1}, \tag{8}$$

$$\tilde{m}_{H,I(i+1)} = \tilde{m}_{H,I(i)} \tilde{m}_{H,i+1} + \bar{m}_{H,I(i)} \tilde{m}_{H,i+1} + \tilde{m}_{H,I(i)} \bar{m}_{H,i+1}, \tag{9}$$

$$K_{I(i+1)} = \left[1 - \sum_{t=1}^{N}\sum_{j=1, j\neq t}^{N} m_{t,I(i)} m_{j,i+1}\right]^{-1} =$$
$$k_1(n) + K_2,\ i = 1,\cdots,L-1. \tag{10}$$

$$k_1(n) = r_n K_{I(i+1)},\ n = 1,\cdots,N,$$

$$K_2 = K_{I(i+1)} - \sum_{n=1}^{n} k_1(n),\ n = 1,\cdots,N.$$

当所有 L 个属性全部合成后, 定义

$$\beta_n^k = m(H_n),\ n = 1,\cdots,N, \tag{11}$$

$$\beta_H^k = m(\mathbf{H}) = 1 - \sum_{n=1}^{N} m(H_n). \tag{12}$$

可以看出, 由于在证据合成过程中, 常数项 $(\bar{m}_{H,I(i+1)} + K_2)$ 作为剩余未分配mass 函数给了 β_H^k, 导致即使所有基本属性是完全评价, 其合成结果也是不完全的. 为使合成后的 β_n^k 和 β_H^k 满足一致性公理的要求, 需要将 $(\bar{m}_{H,I(i+1)} + K_2)$ 按比例重新分配给各个已知命题, 并将 $\mathbf{H}$ 按下列归一化过程进行调整:

$\{H_n\}$:

$$\beta_n = \frac{m_{n,I(L)}}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2},$$
$$n = 1,\cdots,N. \tag{13}$$

$\{\mathbf{H}\}$:

$$\beta_H = \frac{m_{H,I(L)} - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2}. \tag{14}$$

以下证明 β_n 和 β_H 完全满足Yang 等提出的4个合成公理.

证明　1) 独立性　设对所有 $i = 1,\cdots,L$, 如果有 $\beta_{n,i} = 0$, $n = 1,\cdots,N$, 则 $\beta_n = 0$. 因为 $m_{n,i} = \omega\beta_{n,i} = 0$, 有

$$K_{I(2)} = \left[1 - \sum_{t=1}^{N}\sum_{l=1, l\neq t}^{N} m_{t,1} m_{l,j}\right]^{-1} = 0,$$

$$k_1(n) = r_n K_{I(2)} = 0,$$

$$m_{n,I(2)} =$$
$$(m_{n,1} m_{n,j} + m_{n,1} m_{H,j} + m_{H,1} m_{n,j}) +$$
$$k_1(n) = 0,$$
$$n = 1,\cdots,N.$$

假设, 当 $i > 2$ 时, 有 $m_{n,I(i)} = 0$, 则 $K_{I(i)} = 0$, 有

$$m_{n,I(i+1)} = 0,\ i = 1,\cdots,L-1,$$

$$\beta_n = 0,\ n = 1,\cdots,N.$$

2) 一致性　设对所有 $i = 1,\cdots,L$ 和 $n = 1,\cdots,N$, $n \neq k$, 如果有 $\beta_{k,i} = 1$, $\beta_{n,i} = 0$, 则 $\beta_k = 1$, $\beta_n = 0$, $n = 1,\cdots,N$, $n \neq k$. 由条件得

$$m_{n,i} = \begin{cases} \omega\beta_{n,i} = \omega,\ n = k; \\ \omega\beta_{n,i} = 0,\ n \neq k. \end{cases}$$

$$\bar{m}_{H,i} = 1 - \omega,$$

$$\tilde{m}_{H,i} = \omega\left(1 - \sum_{n=1}^{N} \beta_{n,i}\right) = 0,$$

$$i = 1,\cdots,L,$$

$$K_{I(2)} = 0,\ k_1(n) = 0,\ K_2 = 0.$$

因为 $\tilde{m}_{H,I(1)} = \tilde{m}_{H,1} = 0$, 有

$$\tilde{m}_{H,I(2)} =$$
$$(\tilde{m}_{H,1}\tilde{m}_{H,2} + \bar{m}_{H,1}\tilde{m}_{H,2} + \tilde{m}_{H,1}\bar{m}_{H,2}) =$$
$$(0 \times 0 + \bar{m}_{H,1} \times 0 + 0 \times \bar{m}_{H,2}) = 0.$$

假设当 $i > 2$ 时, 有 $\tilde{m}_{H,I(i)} = 0$, 则

$$\tilde{m}_{H,I(i+1)} = 0,$$

$$m_{H,I(L)} = \bar{m}_{H,I(L)} + K_2,$$

$$\beta_H = \frac{m_{H,I(L)} - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2} = 0.$$

当 $n \neq k$ 时, 有

$$m_{n,i} = \omega\beta_{n,i} = 0,\ i = 1,\cdots,L.$$

由公理 1 可得

$$\beta_n = 0,\ n = 1,\cdots,N,\ n \neq k.$$

由定理 1 有

$$\sum_{n=1}^{N}\beta_n + \beta_H = \beta_k + \sum_{n=1, n\neq k}^{N}\beta_n + \beta_H = 1,$$

$\beta_k = 1$.

3) 完全性. 已知 $\mathbf{H}^+ \in \mathbf{H}$, $J^+ = \{n | H_n \in \mathbf{H}^+\}$, 对所有 $i = 1, \cdots, L$, 如果有 $\beta_{n,i} > 0, n \in J^+$, $\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i} = 1$, 则 $\beta_n > 0, n \in J^+$ 且 $\sum_{n\in J^+}\beta_n = 1$. 由条件得

$$\begin{cases} m_{n,i} = \omega_i\beta_{n,i} > 0, n \in J^+; \\ m_{n,i} = \omega_i\beta_{n,i} = 0, n \in \{1, \cdots, N\}\setminus J^+. \end{cases}$$

$$\bar{m}_{H,i} = 1 - \omega_i,$$

$$\tilde{m}_{H,i} = \omega_i\left(1 - \sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i}\right) = 0,$$

$$i = 1, \cdots, L.$$

所以有

$$\tilde{m}_{H,I(i+1)} = 0,$$

$$m_{H,I(L)} = \bar{m}_{H,I(L)} + K_2,$$

$$\beta_H = \frac{m_{H,I(L)} - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2} = 0.$$

又由

$$m_{n,i} = \omega_i\beta_{n,i} > 0, n \in J^+,$$

$$\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i} = 1, i = 1, \cdots, L.$$

得

$$K_{I(2)} > 0, \sum_{n\in J^+} r_n = 1,$$

$$k_1(n) = r_n K_{I(2)} > 0, K_2 = 0,$$

$$m_{n,I(2)} =$$

$$(m_{n,i}m_{n,j} + m_{n,i}m_{H,j} + m_{H,i}m_{n,j}) +$$

$$k_1(n) > 0.$$

假设当 $i > 2$ 时, 有 $m_{n,I(i)} > 0$, 则

$$m_{n,I(i+1)} =$$

$$(m_{n,I(i)}m_{n,i+1} + m_{n,I(i)}m_{H,i+1} +$$

$$m_{H,I(i)}m_{n,i+1}) + k_{n,1} > 0,$$

$$m_{n,I(L)} > 0, \beta_n > 0, n \in J^+.$$

又由

$$\beta_{n,i} = 0, n \in \{1, \cdots, N\}\setminus J^+,$$

可得

$$\beta_n = 0, n \in \{1, \cdots, N\}\setminus J^+,$$

由定理 1 有

$$\sum_{n=1}^{N}\beta_n + \beta_H =$$

$$\sum_{n\in J^+}\beta_n + \sum_{n\in\{1,\cdots,N\}\setminus J^+}\beta_n + \beta_H = 1,$$

$$\sum_{n\in J^+}\beta_n = 1.$$

4) 不完全性. 如果存在 $i \in \{1, \cdots, L\}$ 使得 $\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,i} < 1$, 则 $\sum_{n=1}^{N}\beta_n < 1$ 或 $\beta_H > 0$. 设有 $j \in \{1, \cdots, L\}$, 使得 $\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,j} < 1$, 则

$$m_{H,j} > 0, \bar{m}_{H,j} = 1 - \omega_j > 0,$$

$$\tilde{m}_{H,j} = \omega_j\left(1 - \sum_{n=1}^{N}\beta_{n,j}\right) > 0.$$

因为 $\forall i \in \{1, \cdots, L\}$, 当 $0 < \omega_i < 1$ 时, 均有 $\bar{m}_{H,I(i)} = \prod_{i=1}^{L}(1 - \omega_i) > 0$, 所以

$$\bar{m}_{H,I(j-1)}\tilde{m}_{H,j} > 0,$$

$$\tilde{m}_{H,I(j)} =$$

$$\tilde{m}_{H,I(j-1)}\tilde{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,I(j-1)}\tilde{m}_{H,j} +$$

$$\tilde{m}_{H,I(j-1)}\bar{m}_{H,j} > 0.$$

假设对某些 $i \geq j$, 有 $\tilde{m}_{H,I(i)} > 0$, 则 $\bar{m}_{H,I(i)}\tilde{m}_{H,i+1} > 0$, 所以

$$\tilde{m}_{H,I(i+1)} =$$

$$\tilde{m}_{H,I(i)}\tilde{m}_{H,i+1} + \bar{m}_{H,I(i)}\tilde{m}_{H,i+1} +$$

$$\tilde{m}_{H,I(i)}\bar{m}_{H,i+1} > 0,$$

对 $\forall i \in \{j, \cdots, L\}$, 可得

$$\tilde{m}_{H,I(i)} > 0,$$

$$\beta_H = \frac{m_{H,I(L)} - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2} =$$

$$\frac{\tilde{m}_{H,I(L)}}{1 - \bar{m}_{H,I(L)} - K_2} > 0. \quad \square$$

同时, 容易看出下列定理是成立的:

定理 1 $0 \leq \beta_n \leq 1, 0 \leq \beta_H \leq 1,$

$$\sum_{n=1}^{N}\beta_n + \beta_H = 1, n = 1, \cdots, N. \tag{15}$$

5 ER 算法中的期望效用

效用常常用来衡量人们对某些事物的主观感受或偏好. 在多属性决策中, 期望效用用于对事物的评价决策. 假定在 ER 算法中, 效用函数 $u': \mathbf{H} \to [0, 1]$ 满足:

1) 当 H_{n+1} 优于 H_n 时, $u'(H_{n+1}) > u'(H_n)$;

2) 当所有基本属性均为完全分布时, 根据公理 3, 合成的属性 y 也是完全的, 即 $\beta_H = 0$. 此时, 定义属性 y 的期望效用为

$$u(y) = \sum_{n=1}^{N}\beta_n u'(H_n). \tag{16}$$

3) 当且仅当 $u(y(a)) > u(y(b))$ 时, 事物 a 严格优于事物 b.

4) 当基本属性为不完全评价时, 根据公理 4, 合成属性 y 也是不完全的, 即 $\beta_H > 0$. 此时, 可通过可传递信任模型[9] 中的赌博概率转换来分配未知概率 β_H 并做出近似评价, 即

$$\beta_n' = P_m(H_n) = \beta_n + \frac{1}{N}\beta_H,\quad n = 1, \cdots, N.$$

从而得到 y 的期望效用为

$$u(y) = \sum_{n=1}^{N} \beta_n' u'(H_n) = \sum_{n=1}^{N}\left(\beta_n + \frac{1}{N}\beta_H\right)u'(H_n). \tag{17}$$

6　实例运算

本文实例[10] 是欧洲质量奖标准中关于"过程"条款的评价, 其属性分解过程如图 1 所示

图 1　"过程"标准的构成

质量奖评价时, 处于同一层次上的属性具有相同的重要性, 即各属性的权重相同. 基于Dale 提出的 TQM 成熟度模型, 评价等级确定为 5 个, 即

$\mathbf{H} = \{H_1, H_2, H_3, H_4, H_5\} = \{A, B, C, D, E\} =$ {世界级, 获奖者, 改进者, 漂浮者, 未承诺者}.

相应地, 效用函数 $u: \mathbf{H} \rightarrow [0, 1]$ 定义为

$$u(\mathbf{H}) = \{u'(H_1), u'(H_2), u'(H_3), u'(H_4), u'(H_5)\} = \{1, 0.75, 0.5, 0.25, 0\}.$$

表 1 是分别运用文献[10] 的 ER 算法和本文 ER 算法得出的合成结果, 限于篇幅, 只给出了顶层属性 y 及二层属性(5a～5e) 的合成结果. 可以看出, 由于采取了对冲突的不同处理方法, 相对于文献[10] 中的计算结果, 本文的结果不仅减少了未知的程度, 而且合成结果更加符合实际情况.

表 1　合成结果

	Yang 结果		本文结果	
5a	B(0.33)C(0.43)D(0.18)	$\mathbf{H}$(0.06)	B(0.36)C(0.42)D(0.19)	$\mathbf{H}$(0.03)
5b	B(0.4)C(0.25)D(0.22)E(0.03)	$\mathbf{H}$(0.10)	B(0.41)C(0.25)D(0.24)E(0.03)	$\mathbf{H}$(0.07)
5c	B(0.46)C(0.34)D(0.02)	$\mathbf{H}$(0.18)	B(0.51)C(0.37)D(0.02)	$\mathbf{H}$(0.10)
5d	B(0.36)C(0.43)D(0.09)	$\mathbf{H}$(0.12)	B(0.40)C(0.44)D(0.10)	$\mathbf{H}$(0.06)
5e	B(0.35)C(0.52)D(0.07)E(0.04)	$\mathbf{H}$(0.02)	B(0.35)C(0.53)D(0.07)E(0.04)	$\mathbf{H}$(0.01)
5.	B(0.39)C(0.4)D(0.1)E(0.01)	$\mathbf{H}$(0.10)	B(0.42)C(0.42)D(0.11)E(0.01)	$\mathbf{H}$(0.04)

按照从下层到上层的计算顺序, 表 2 给出了"过程"评价的二层属性(5a～5e) 及顶层属性 y 的效用计算, 其中 $u(y)$ 为通过赌博概率转换求出的合成属性的效用值, 以该企业外部专家的实际评分为比较依据, δ 为各属性效用值与外部专家实际评分的绝对误差, 图 2 为文献[10] 及本文两种方法的计算误差, 表 3 是根据各属性效用值大小得出的上述两种方法的偏好排序.

表 2　效用比较

	Yang 方法		本文方法		实际
	$u(y)$	误差 δ	$u(y)$	误差 δ	评分
5a	537.5	δ= 82.5	542.5	δ= 77.5	620
5b	530.0	δ= 50.0	527.5	δ= 47.5	480
5c	610.0	δ= 110	622.5	δ= 97.5	720
5d	567.5	δ= 42.5	575.0	δ= 35.0	610
5e	550.0	δ= 20.0	550.0	δ= 20.0	570
5.	568	δ= 32	573	δ= 27	600

表 3　方法比较

属性	5a	5b	5c
排序	本文 ≻ Yang	本文 ≻ Yang	本文 ≻ Yang
属性	5d	5e	最终评价 5.
排序	本文 ≻ Yang	本文 ≻ Yang	本文 ≻ Yang

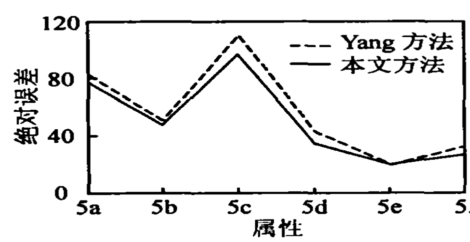

图 2　两种方法计算结果的误差比较

从表 2、图 2、表 3 可以看出, 本文计算结果比文献[10] 的结果更准确, 更接近实际评分. 二层属性中, 除了属性 5e 显示出两种方法的计算结果无差异之外, 其他属性的比较结果都显示出本文方法要优于文献[10] 的方法. 从最终评价来看, 本文计算结果的绝对误差为 4.5%, 比文献[10] 计算结果的绝对误差 5.3% 更小.

7　结　　论

由于D-S 证据合成理论具有处理不确定性信息的优势, 因此, 应用于不确定性多属性决策中定性信息的合成, 既能保留主观属性的定性特征, 又能较好地处理评价过程中的不确定信息和未知信息, 对

建立更为准确和合理的评价决策方法具有重要意义.

本文通过证据冲突在已知命题和未知命题之间的合理分配, 提出了一种处理多属性决策问题的新 ER 算法, 并证明了新方法完全满足 4 个合成公理. 通过运算比较, 进一步验证了新方法的有效性和合理性.

参考文献(References)

[1] Huynh V N, Nakamori Y. A Satisfactory-oriented Approach to Multi-expert Decision-making under Linguistic Assessments [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2005, 35(2): 184-196.

[2] Yang J B, Xu D L. On the Evidential Reasoning Algorithm for Multiple Attribute Decision Analysis under Uncertainty [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2002, 32(3): 289-304.

[3] Van Nam Huynh, Yoshiteru Nakamori, Tu Bao Ho, et al. Assessment Aggregation in the Evidential Reasoning Approach to MADM Under Uncertainty: Orthogonal Versus Weighted Sum [A]. *Advances in Computer Science — ASIAN 2004: Higher-level Decision Making* [C]. Thailand, 2004: 109-127,

[4] 张山鹰, 潘泉, 张洪才. 一种新的证据推理组合规则[J]. *控制与决策*, 2000, 15(5): 540-544.
(Zhang S Y, Pan Q, Zhang H C. A New Kind of Combination Rule of Evidence Theory [J]. *Control and Decision*, 2000, 15(5): 540-544.)

[5] Yager R R. On the Dempster-shafer Framework and New Combination Rules [J]. *Information System*, 1989, 41(2): 93-137.

[6] 李弼程, 王波, 魏俊. 一种有效的证据理论合成公式[J]. *数据采集与处理*, 2002, 17(1): 33-36.
(Li B C, Wang B, Wei J. An Efficient Combination Rule of Evidence Theory [J]. *J of Data Acquisition and Procession*, 2002, 17(1): 33-36.)

[7] 邢清华, 雷英杰, 刘付显. 一种按比例分配冲突度的证据推理组合规则[J]. *控制与决策*, 2004, 19(12): 1387-1390.
(Xing Q H, Lei Y J, Liu F X. One Combination Rule of Evidence Theory Based on Distributing Confliction Proportion [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(12): 1387-1390.)

[8] 林作铨, 牟克典, 韩庆. 基于未知扰动的冲突证据合成方法[J]. *软件学报*, 2004, 15(8): 1150-1156.
(Lin Z Q, Mu K D, Han Q. An Approach to Combination of Conflicting Evidences by Disturbance of Ignorance[J]. *J of Software*, 2004, 15(8): 1150-1156.)

[9] Smets P, Kennes R. The Transferable Belief Model [J]. *Artificial Intelligence*, 1994, 66(2): 191-234.

[10] Li M, Yang J B. A Decision Model for Self-assessment of Business Process Based on the EFQM Excellence Model [J]. *Int J of Quality and Reliability Management*, 2003, 20(2): 164-188.

(上接第 384 页)

[6] Kranakis E, Singh H, Urrutia J. Compass Routing on Geometric Networks [A]. *Proc of 11th Canada Conf of Computational Geometry* [C]. Vancouver, 1999.

[7] Hamdan M, El-hawary M E. A Novel Genetic Algorithm Searching Approach for Dynamic Constrained Multicast Routing [A]. *Proc of CCECE 2003* [C]. Montreal, 2003.

[8] Haghighat A T, Faez K, Dehghan M, et al. GA-based Heuristic Algorithms for Bandwidth-delay-constrained Least-cost Multicast Routing [J]. *Computer Communications*, 2004, 27(1): 111-127.

[9] Wang Z Y, Shi B X, Zhao E. Bandwidth-delay-constrained Least-cost Multicast Routing Based on Heuristic Genetic[J]. *Computer Communications*, 2001, 24(7-8): 685-692.

[10] Sun Q, Langendoerfer H. Computation of Constrained Multicast Trees Using a Genetic Algorithm [J]. *European Trans on Telecommunications*, 1999, 10(5): 513-516.

[11] Hamdan M, El-hawary M E. Hopfield-Genetic Approach for Solving the Routing Problem in Computer Networks[A]. *Proc of the 2002 IEEE Canadian Conf on Electrical and Computer Engineering* [C]. Winnipeg, 2002.

[12] Zegura E W, Calvert K, Bhattacharjee S. How to Model an Internetwork [A]. *Proc of IEEE Infocom'96* [C]. San Francisco, 1996: 594-602.