文章编号: 1001-0920(2007)04-0408-05

# 基于粗糙熵权的模糊多准则决策方法及应用

崔广彬, 李一军
(哈尔滨工业大学 管理学院, 哈尔滨 150001)

**摘　要**: 提出度量粗糙集不确定性的粗糙熵概念,并基于粗糙熵对属性的重要度给出了定义,从而提供一种求解模糊多准则决策模型中准则权重的方法. 根据备选方案的模糊评价系统,给出相关的知识表达系统,并建立删除冗余属性后的备选方案综合评价优选矩阵,通过比较各备选方案与理想方案的近似度求出最优方案. 最后,通过实例计算证明了上述模型及方法的有效性.

**关键词**: 粗糙熵; 模糊数排序; 属性重要度; 准则权重
**中图分类号**: TP18　　**文献标识码**: A

# Fuzzy multiple criteria decision-making method and application based on rough entropy weight

*CUI Guang-bin, LI Yi-jun*
(School of Management, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China. Correspondent: CUI Guang-bin, E-mail: cgb717@hit.edu.cn)

**Abstract**: A rough entropy method to measure the uncertainty in rough sets is proposed, and the defination of the significance of attribute based on rough entropy is made. Accordingly, an approach to determine the criteria weight of fuzzy multiple criteria decision-making model is presented. Based on the fuzzy rating system of the alternatives, a knowledge representation system is given. After the reduction of rating criteria, to identify the best alternative, the synthesis evaluation and optimal selection matrix of the alternatives are established, and the technique for order preference by the similarity to ideal solution is applied. A numerical example shows the effectiveness of the proposed model and method.

**Key words**: Rough entropy; Ranking fuzzy number; Significance of attribute; Criteria weight

## 1　引　言

模糊多准则决策方法(FMCDM)常被用于解决在模糊不确定环境下一些备选方案的综合评价优选问题[1-3],为得到最优方案,应用 FMCDM 方法进行决策. 为了能反映出评价准则之间的相对重要程度,模型中采用"权重"表示评价准则的重要程度,权重的确定方法通常采用模糊层次分析法(FAHP)[4-6],或多专家模糊综合评价法[3,7,8],但这些方法过分依赖于人的主观判断和经验,有时难以令人信服. 粗糙集理论是一种处理模糊性和不确定性的数学方法[9,10],利用粗糙集方法分析信息系统,可评价特定属性的重要性,建立属性集的约简、核以及去除冗余属性. 该理论为解决多准则决策问题提供了有利的工具.

本文使用三角模糊数的距离表示法来解决多准则下备选方案模糊评价值的排序问题[11,12],并利用度量粗糙集不确定性的粗糙熵对属性的重要性进行定义,同时结合粗糙集中的知识约简方法,减少不必要的评价准则和人为设定属性权重的干扰,从而能更准确地对各方案作出综合评价.

## 2　粗糙集的粗糙熵

### 2.1　粗糙熵的定义

粗糙集中的不确定性来自于两个方面:第 1 是由不可分辨关系引起的,不可分辨关系将对象分成一些等价类,同一个等价类中的元素不可分辨,这时不确定性就产生了;引起粗糙不确定性的第 2 个因素是粗糙集的近似域,当近似域中的下近似与上近似不相等时,其边界存在,即不确定性存在. 使用粗

**收稿日期**: 2006-01-07; **修回日期**: 2006-03-02.
**基金项目**: 国家自然科学基金项目(70501009).
**作者简介**: 崔广彬(1972 —),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士生,从事智能决策、物流系统优化的研究; 李一军(1957 —),哈尔滨人,男,教授,博士生导师,从事商务智能、信息系统安全工程等研究.

糙度测量粗糙集中的不确定性,仅仅考虑近似域所引起的不确定性,为克服粗糙度的不足可使用如下的粗糙熵定义:

**定义 1**　设 $S=(U,A,V,f)$ 是一个信息系统,$X\subseteq U$,$R\subseteq A$ 为 $U$ 上的一个等价关系族,不可分辨关系 $\mathrm{IND}(R)$ 在 $U$ 上的分类为 $U/\mathrm{IND}(R)=\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$,则粗糙集关于知识 $R$ 的粗糙熵定义为

$$E_R(X)=\frac{|B_{nR}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{nR}(X)|)+\sum_{i=1}^{n}\frac{|X_i|}{|U|}\mathrm{Ln}|X_i|.$$

其中:$B_{nR}(X)=\overline{R}(X)-\underline{R}(X)$,$|\cdot|$ 表示集合中元素个数.

**性质 1**　如果关系 $\mathrm{IND}(R)$ 能区分论域中的任意对象,那么粗糙集的不确定性等于 0,即 $E_R(X)=0\Leftrightarrow X_i=\{x_i\}$.

**性质 2**　$X=U$ 时,$E_R=\sum_{i=1}^{n}\frac{|X_i|}{|U|}\mathrm{Ln}|X_i|$,由边界所引起的不确定性等于 0.

**定理 1**　设 $P,Q$ 是 $U$ 上的等价关系,$X\subseteq U$,$U/\mathrm{IND}(P)\subseteq U/\mathrm{IND}(Q)$,则 $E_P(X)\leq E_Q(X)$.

**证明**　设 $U/\mathrm{IND}(R)=\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$,$U/\mathrm{IND}(Q)=\{Y_1,Y_2,\cdots,Y_m\}$,又设在等价类 $U/\mathrm{IND}(R)=\{X_1,X_2,\cdots,X_n\}$ 中有 $n_j$ 个 $X_i$ 满足 $X_i\subseteq Y_j(j=1,2,\cdots,m)$,且 $|X_i|\leq|Y_j|$. 由于 $U/\mathrm{IND}(P)\subseteq U/\mathrm{IND}(Q)$,有

$$\frac{|B_{np}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{np}(X)|)\leq\frac{|B_{mQ}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{mQ}(X)|),$$

$$E_p(X)=\frac{|B_{nP}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{nP}(X)|)+\sum_{i=1}^{n}\frac{|X_i|}{|U|}\mathrm{Ln}|X_i|\leq$$
$$\frac{|B_{mQ}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{mQ}(X)|)+\sum_{i=1}^{n}\frac{|X_i|}{|U|}\mathrm{Ln}|X_i|=$$
$$\frac{|B_{mQ}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{mQ}(X)|)+\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n_j}\frac{|X_i|}{|U|}\mathrm{Ln}|X_i|\leq$$
$$\frac{|B_{mQ}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{mQ}(X)|)+\sum_{j=1}^{m}\Big(\sum_{i=1}^{n_j}\frac{|X_i|}{|U|}\Big)\mathrm{Ln}|Y_j|=$$
$$\frac{|B_{mQ}(X)|}{|U|}\mathrm{Ln}(1+|B_{mQ}(X)|)+\sum_{j=1}^{m}\frac{|Y_j|}{|U|}\mathrm{Ln}|Y_j|=E_Q(X).\qquad\square$$

由此可见,不可分辨关系对论域的划分越细,知识的粒度越小,粗糙熵就越小,粗糙集的不确定性也越小.

### 2.2　基于粗糙熵的属性重要程度度量

称信息系统 $S=(U,A,V,f)$ 是连续值信息系统,则对于任意的 $a\in A$,$x\in U$,有映射 $f(x,a):U\to V_a$,$V_a$ 是 $a$ 的值域,且 $V_a=[l_a,r_a]$. 一般来说,粗糙集理论为处理离散属性提供了较好的工具,但它不能直接处理连续属性,故需对连续属性进行离散化处理. 对于值域 $V_a=[l_a,r_a]$,设有一组点 $l_a<c_1^a<c_2^a<\cdots<c_{m_a}^a<r_a$,则对其按区间划分为 $V_a=[l_a,c_1^a)\cup[c_1^a,c_2^a)\cup\cdots\cup[c_{m_a-1}^a,c_{m_a}^a)\cup[c_{m_a}^a,r_a]$,将属性 $a$ 的取值划分成 $m_a+1$ 个区间,这里每个 $c_k^a$ 便成为一个断点. 离散化的目的就是对所有连续值属性都找到适宜的断点集,此时若令 $f'(x,a):V_a\to V_a'=\{1,2,\cdots,m_a+1\}$,则 $f'(x,a)=k\Leftrightarrow f(x,a)\in[c_k^a,c_{k+1}^a)$,从而可得一个新的信息系统 $S=(U,A,V',f')$.

**定义 2**　设 $S=(U,A,V,f)$ 是一个信息系统,$X\subseteq U$,属性 $a\in A$ 在 $A$ 中的重要性 $\mathrm{Sig}(a,A)$ 定义为由 $A$ 中去掉 $a$ 后所引起的粗糙集的粗糙熵变化大小,即

$$\mathrm{Sig}(a,A)=E_{A-\{a\}}(X)-E_A(X).\tag{1}$$

**性质 3**　属性 $a\in A$ 在 $A$ 中是必要的,当且仅当 $\mathrm{Sig}(a,A)>0$.

**性质 4**　$\mathrm{CORA}(A)=\{a\in A\mid\mathrm{Sig}(a,A)>0\}$.

## 3　模糊多准则决策方法

从备选方案集 $D=(D_1,D_2,\cdots,D_k)$ 中综合考虑描述方案的各评价准则 $A=\{a_1,a_2,\cdots,a_n\}$,以及表明评价准则相对重要程度的权值 $W=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$,选出最能满足目标集的方案. 从几何概念出发,$n$ 个评价准则构成 $n$ 维评价准则空间,方案集 $D$ 即为 $n$ 维空间中代表 $k$ 个方案的点集,而多准则决策问题就是将这 $k$ 个点投影到一维决策空间上,在此空间上给出每个方案的评价. 由于各评价准则描述方案的不同特性,评价准则之间往往并不具备直接可比性,必须将评价准则空间转化成由各评价准则隶属度函数构成的效用空间,以消除它们之间的差异;然后确定各评价准则间相对于决策空间的权重;最后将效用空间转化为决策空间,从而对各方案作出综合评价.

### 3.1 模糊数的排序

为能准确地反映出备选方案在评价准则下模糊评价值的大小,可将其转化为距离表示数. 如三角模糊数 $\overline{A} = (a,b,c)$ , $f_{\overline{A}}^{L} = (x - a)/(b - a)$ ,其反函数为 $g_{\overline{A}}^{L} = a + (b - a)y$ ; $f_{\overline{A}}^{R} = (x - c)/(b - c)$ ,其反函数为 $g_{\overline{A}}^{R} = c + (b - c)y$ ; $\overline{A}$ 的重心坐标 $(\overline{x}_0, \overline{y}_0)$ 为

$$\overline{x}_0(\overline{A}) = \frac{\int_a^b (x \cdot f_{\overline{A}}^{L})\mathrm{d}x + \int_b^c (x \cdot f_{\overline{A}}^{R})\mathrm{d}x}{\int_a^b (f_{\overline{A}}^{L})\mathrm{d}x + \int_b^c (f_{\overline{A}}^{R})\mathrm{d}x} = \frac{a+b+c}{3},$$

$$\overline{y}_0(\overline{A}) = \frac{\int_0^1 (y \cdot g_{\overline{A}}^{L})\mathrm{d}y + \int_0^1 (y \cdot g_{\overline{A}}^{R})\mathrm{d}y}{\int_0^1 (g_{\overline{A}}^{L})\mathrm{d}y + \int_0^1 (g_{\overline{A}}^{R})\mathrm{d}y} = \frac{a+4b+c}{3(a+2b+c)}.$$

本文使用三角模糊数的重心坐标 $(\overline{x}_0, \overline{y}_0)$ 与坐标原点 $(0,0)$ 的距离 $R(\overline{A})$ 表示三角模糊数 $\overline{A}$,其表达式为

$$R(\overline{A}) = \sqrt{\overline{x}_0^2 + \overline{y}_0^2}.$$

### 3.2 备选方案的评价矩阵

建立备选方案的评价矩阵 $C = [c_{ij}]_{n\times m}$. 每个备选方案在其评价准则下的满意度用语言变量评价集 $S$ = {非常差 $(VP)$,差 $(P)$,中等 $(F)$,好 $(G)$,非常好 $(VG)$} 中的元素表示. 其中:三角模糊数 $VP = (0,0,0.2)$, $P = (0,0.25,0.4)$, $F = (0.3,0.5,0.75)$, $G = (0.6,0.8,1)$, $VG = (0.8,1,1)$. 令三角模糊数 $C_{ij}^{t}$ $(i = 1,2,\cdots,k; j = 1,2,\cdots,n; t = 1,2,\cdots,m)$ 表示基于准则 $j$ 第 $t$ 个专家使用模糊语言变量针对第 $i$ 方案给出的评价值,并将其转化为对应的距离表示数为

$$c_{ij} = R\Big(\frac{1}{m} \otimes \sum_{t=1}^{m} C_{ij}^{t}\Big).$$

对 $c_{ij}$ 作如下处理:

$$c_{ij} = \begin{cases} \dfrac{c_{ij}}{\max\limits_i (c_{ij})}, & i \in B; \\[2ex] \dfrac{\min\limits_i (c_{ij})}{c_{ij}}, & i \in C. \end{cases}$$

其中: $B$ 表示效益指标集合, $C$ 表示成本指标集合.

### 3.3 评价准则的权重

备选方案的评价准则(属性)如果过多,必然会导致运算量的增加. 当评价准则达到一定数量时,每增加一个,运算量将呈几何级数增长. 一方面评价准则越多越能更全面地反映方案的实际情况;而另一方面评价准则的增加又会带来运算的增加,这一对矛盾很大程度上制约了模糊多准则决策的发展. 运用粗糙集中属性约简的方法能很好地删除冗余的或相对不重要的属性.

备选方案在其评价准则下的属性值经过离散化处理后可得到一个信息系统 $S = (U,A,f,V)$, $U$ 为由各方案所构成的论域, $A$ 为备选方案的评价准则所构成的属性集, $V$ 是属性的值域, $f$ 是信息函数. 对于等价关系族 $A$, $r \in A$,如果

$$\mathrm{IND}(A - r) = \mathrm{IND}(A),$$

则称 $r$ 在 $A$ 中是不必要的.

在信息系统 $S = (U,A,f,V)$ 中, $R \subseteq A$,若 $E_R = E_A$ 且对任意的 $a \in R$ 有 $\mathrm{Sig}(a,R) > 0$,则 $R$ 为 $A$ 的约简.

确定评价准则的权重是模糊多准则决策模型中不可缺少的组成部分,而且权重的大小体现了备选方案评价准则的重要程度和可靠程度. 为了能体现出各评价准则的重要程度,使用如下方法确定评价准则:

$a_j \in A = \{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$ 的权 $w_j \in W = (w_1, w_2, \cdots, w_n)$,其中

$$w_j = \frac{\mathrm{Sig}(a_j, A)}{\sum_{j=1}^{n}\mathrm{Sig}(a_j, A)} = \frac{E_{A-\{a_j\}}(X) - E_A(X)}{\sum_{j=1}^{n}E_{A-\{a_j\}}(X) - n \cdot E_A(X)}. \tag{2}$$

### 3.4 备选方案的决策矩阵

建立各备选方案的综合评价优选矩阵,并计算每个方案的正理想点与负理想点的距离以及每个方案的贴近度,根据近似度大小对备选方案进行排序.

令 $S = C \cdot W^{\mathrm{T}}$, $s_{ij} = w_j \cdot c_{ij}$ $(i = 1,2,\cdots,k; j = 1,2,\cdots,n)$,可得到备选方案的综合评价优选决策矩阵 $S = [S_{ij}]_{k\times n}$,并对 $S_{ij}$ 进行如下正规化处理:

$$S_{ij} = S_{ij} \Big/ \sqrt{\sum_{i=1}^{k}(S_{ij})^2}.$$

令 $I_j^{+} = \max\limits_i (S_{ij})$, $I_j^{-} = \min\limits_i (S_{ij})$, $j = 1,2,\cdots,n$,可求出正理想点为 $I^{+} = (I_1^{+}, I_2^{+}, \cdots, I_n^{+})$,负理想点为 $I^{-} = (I_1^{-}, I_2^{-}, \cdots, I_n^{-})$,则备选方案与正、负理想点的距离分别为

$$A_i^{+} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n}(S_{ij} - I_j^{+})^2},$$

$$A_i^{-} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n}(S_{ij} - I_j^{-})^2};$$

备选方案与理想方案的近似度为

$$A_i^{*} = \frac{A_i^{-}}{A_i^{-} + A_i^{+}}, \quad i = 1,2,\cdots,k.$$

根据近似度值便可对备选方案进行排序.

## 4 实 例

某物流企业计划建设一个一体化联运转运枢纽,在对众多候选地进行初步考察与筛选的基础上,决定对 $D_1, D_2, D_3$ 这 3 个候选地备选方案进行进一步评价与选择,评价准则为:投资成本$(a_1)$、经济技术环境$(a_2)$、转运换装效率$(a_3)$、功能完备程度$(a_4)$、车辆出入方便性$(a_5)$、距交通干线距离$(a_6)$. 最优方案的求解步骤如下:

**Step1** 邀请 3 位专家,对备选方案在各评价准则下使用模糊语言变量进行模糊综合评价,备选方案的模糊评价矩阵如表 1 所示.

表 1 备选方案的模糊评价

| 评价准则 | 模糊评价值 | | |
|---|---|---|---|
| | $D_1$ | $D_2$ | $D_3$ |
| $a_1$ | (145,200,220) | (150,180,198) | (135,140,145) |
| | (180,230,260) | (160,170,180) | (135,140,150) |
| | (240,250,285) | (150,165,200) | (140,145,150) |
| $a_2$ | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) | (0.3,0.5,0.75) |
| | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) | (0.6,0.8,1) |
| | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) |
| $a_3$ | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) | (0.8,1,1) |
| | (0.6,0.8,1) | (0.6,0.8,1) | (0.6,0.8,1) |
| | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |
| $a_4$ | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |
| | (0.3,0.5,0.75) | (0,0.25,0.4) | (0.3,0.5,0.75) |
| | (0,0.25,0.4) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |
| $a_5$ | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |
| | (0.6,0.8,1) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |
| | (0.6,0.8,1) | (0.6,0.8,1) | (0.6,0.8,1) |
| $a_6$ | (0,0.25,0.4) | (0,0.25,0.4) | (0.3,0.5,0.75) |
| | (0,0.25,0.4) | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) |
| | (0.3,0.5,0.75) | (0.3,0.5,0.75) | (0.6,0.8,1) |

**Step2** 利用模糊数排序法,将表 1 中用三角模糊数表示的评价值转化为距离表示数,如表 2 所示;并建立评价矩阵 $C$,如表 3 所示.

表 2 模糊评价值对应的距离表示数

| | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ | $a_5$ | $a_6$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| $D_1$ | 223.333 9 | 0.716 2 | 0.788 1 | 0.716 2 | 0.864 2 | 0.597 3 |
| $D_2$ | 172.556 3 | 0.864 2 | 0.864 2 | 0.650 9 | 0.788 1 | 0.650 9 |
| $D_3$ | 142.223 1 | 0.788 1 | 0.983 0 | 0.864 2 | 0.943 4 | 0.788 1 |

表 3 备选方案的评价矩阵 $C$

| | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ | $a_5$ | $a_6$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| $D_1$ | 0.636 8 | 0.828 7 | 0.801 7 | 0.828 7 | 0.916 0 | 0.757 9 |
| $D_2$ | 0.824 2 | 1 | 0.879 1 | 0.753 2 | 0.835 4 | 0.825 9 |
| $D_3$ | 1 | 0.911 9 | 1 | 1 | 1 | 1 |

**Step3** 三角模糊数 $VP = (0,0,0.2)$, $P = (0,0.25,0.4)$, $F = (0.3,0.5,0.75)$, $G = (0.6,0.8,1)$, $VG = (0.8,1,1)$, 其对应的距离表示数 $R(VP) = 0.3399$, $R(P) = 0.5620$, $R(F) = 0.716\ 2$, $R(G) = 0.943\ 4$, $R(VG) = 0.995\ 7$.

$a_j \in \{a_2, a_3, \cdots, a_6\}$,

$V_{a_j} =$

$\{[0.339\ 9, 0.562\ 0) \cup [0.562\ 0, 0.716\ 2) \cup [0.716\ 2, 0.943\ 4) \cup [0.943\ 4, 0.995\ 7]\}$.

$x_i \in X = \{x_1, x_2, x_3\}$,有:

当 $f(x_i, a_j) \in [0.943\ 4, 0.995\ 7]$ 时, $f'(x_i, a_j) = 4$; 当 $f(x_i, a_j) \in [0.716\ 2, 0.943\ 4)$ 时, $f'(x_i, a_j) = 3$; 当 $f(x_i, a_j) \in [0.562\ 0, 0.716\ 2)$ 时, $f'(x_i, a_j) = 2$; 当 $f(x_i, a_j) \in [0.339\ 9, 0.562\ 0)$ 时, $f'(x_i, a_j) = 1$.

另外,当 $f(x_i, a_1) \in [130, 200)$ 时, $f'(x_i, a_1) = 3$; 当 $f(x_i, a_1) \in [200, 250)$ 时, $f'(x_i, a_1) = 2$; 当 $f(x_i, a_1) \in [250, 300)$ 时, $f'(x_i, a_1) = 1$.

由上述离散化条件,根据表 2 给出信息系统 $S = (U, A, V', f')$,如表 4 所示. 其中: $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$; $x_1, x_2, x_3$ 分别表示 $D_1, D_2, D_3$ 三个候选地备选方案; $x_4, x_5, x_6, x_7$ 表示 4 个已确定的方案,其属性值可直接给出.

表 4 信息系统

| $U$ | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ | $a_5$ | $a_6$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| $x_1$ | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 2 |
| $x_2$ | 3 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 |
| $x_3$ | 3 | 3 | 4 | 3 | 4 | 3 |
| $x_4$ | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 2 |
| $x_5$ | 3 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 |
| $x_6$ | 3 | 3 | 4 | 3 | 4 | 3 |
| $x_7$ | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 2 |

**Step4** 对备选方案的评价准则所构成的属性集进行约简,并求出各评价准则的权重.

求得属性集 $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_6\}$ 的约简为: $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$, $\{a_1, a_2, a_4, a_5\}$, $\{a_1, a_2, a_4, a_6\}$,则信息系统的核 $\mathrm{CORE}(A)\{a_1, a_2, a_4\}$. 由备选方案构成粗糙集 $X = \{x_1, x_2, x_3\}$, $U/\mathrm{IND}(A) = \{\{x_1\}, \{x_2, x_5\}, \{x_3, x_6\}, \{x_4\}, \{x_7\}\}$,选择 $R = \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 作为备选方案的评价准则集,利用式(1) 求得

$\mathrm{Sig}(a_1, A) = 0.946\ 2$, $\mathrm{Sig}(a_2, A) = 0.198$,

$\mathrm{Sig}(a_3, A) = 0.632\ 8$, $\mathrm{Sig}(a_4, A) = 0.632\ 8$.

利用式(2) 求得

$W = \{0.392\ 6, 0.082\ 1, 0.262\ 6, 0.262\ 6\}$.

**Step5** 建立备选方案的综合评价优选矩阵 $S$,

如表 5 所示.

表 5 备选方案的综合评价优选矩阵 $S$

| | $a_1$ | $a_2$ | $a_3$ | $a_4$ |
|---|---|---|---|---|
| $D_1$ | 0.441 0 | 0.521 9 | 0.515 8 | 0.551 9 |
| $D_2$ | 0.570 8 | 0.630 1 | 0.565 8 | 0.5016 |
| $D_3$ | 0.692 5 | 0.574 8 | 0.643 5 | 0.666 0 |

**Step6** 对各备选方案进行排序.

正理想点

$I^+ = \{0.692\,5, 0.630\,1, 0.643\,5, 0.666\,0\}$,

负理想点

$I^- = \{0.441\,0, 0.521\,9, 0.515\,8, 0.501\,6\}$,

$A_1^* = 0.134\,8$, $A_2^* = 0.446\,0$, $A_3^* = 0.664\,3$.

备选方案的排序为 $A_3^* \succ A_2^* \succ A_1^*$ ,所以最优方案为 $D_3$.

## 5 结 语

本文首先描述粗糙集的不确定性,给出度量粗糙集不确定性的粗糙熵定义,通过建立包含备选方案集的信息系统,求出属性约简集,并根据粗糙集粗糙熵的变化量对属性的重要性给出评价准则权重.这样减少了评价准则权重设置时的人为干扰,同时删除了不必要的评价准则,在应用模糊多准则决策方法解决实际问题时提高了运算的速度和精确性.

## 参考文献(References)


[1] Chu T C, Lai M T. Selecting distribution centre location using an improved fuzzy MCDM approach[J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 26(3): 293-299.

[2] Chen Y C. An application of fuzzy set theory to the external performance evaluation of distribution centers in logistics[J]. Soft Computing, 2002, 6(1): 64-70.

[3] Chen C T. A fuzzy approach to select the location of the distribution center[J]. Fuzzy Sets and System, 2001, 18(1): 65-73.

[4] Chang D Y. Application of the extent analysis method on fuzzy AHP[J]. European J of Operational Research, 1996, 95(3): 649-655.

[5] Noorul Faq A, Kannan G. Fuzzy analysis hierarchy process for evaluating and selecting a vendor in a supply chain model [J]. Int J of Advanced Manufactring Technology, 2005, 29(7/8): 826-835.

[6] Kuo R J, CHI S C, Kao S S. A decision support system for locating convenience store through fuzzy AHP[J]. Computers and Industrial Engineering, 1999, 37(1/2): 323-326.

[7] Ding Ji-feng, Liang Gin-shuh. Using fuzzy MCDC to select partners of srategic alliances for liner shipping[J]. Information Science, 2005, 173(1-3): 197-225.

[8] Evangelos Triantaphyllous, Lin Chi-tun. Development and evaluation of five fuzzy multiattribute decision-making methods[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1996, 14(4): 281-310.

[9] Pawlak Z. Rough sets [J]. Int J of Information and Computer Science, 1982, 11(5):341-356.

[10] Pawlak Z. Rough sets: Theoretical aspects of reasoning about data [M]. Kluwer Academic Publishers, 1991.

[11] Lee E S, Li R L. Comparison of fuzzy numbers based on the probability measure of fuzzy event [J]. Computers and Mathematics with Applications, 1998, 15(5): 887-896.

[12] Cheng Ching-Hsue. A new approach for ranking fuzzy numbers by distance method [J]. Fuzzy Sets and System, 1998, 15(3): 307-317.


# 下 期 要 目