

基于属性权重的时序模糊软集的群决策方法研究

张其文 谢艳钊

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

摘要 针对模糊软集在群决策过程中其属性权重往往被忽略或依靠主观经验来确定的问题,提出了一种基于属性优势度的属性权重确定方法,并讨论了其相关性性质及运算。在群决策过程中,针对决策信息是随时间变化而变化的这一特点,定义了时序模糊软集等概念,并建立了基于决策时间差的指数增长型时间权重确定公式。最后通过与其他决策方法进行对比分析验证了该方法的可行性和合理性。

关键词 模糊软集,属性权重,时序模糊软集,优势度,时间权重

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.015

Group Decision-making Method Research Based on Time-series Fuzzy Soft Sets of Attribute Weights

ZHANG Qi-wen XIE Yan-zhao

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract Aiming at the problems that fuzzy soft sets' attribute weights are often ignored or subjective experience is relied on to determine in the process of group decision-making, we proposed a method for determining attribute weights based on the attribute dominance degree and discussed its related properties and operations. In group decision-making process, according to this characteristic of the decision-making information varying with time, the concept of time-series fuzzy soft sets was defined and the logarithmic growth model time weights formula based on the decision-making time difference was established. Finally, we used comparative analysis with other decision-making methods to verify the feasibility and rationality of the approach.

Keywords Fuzzy soft sets, Attribute weights, Time-series fuzzy soft sets, Dominance degree, Time weights

在现实生活中,很多问题都含有各种各样的不确定性和不完备性,为了解决这些问题,很多学者相继提出了粗糙集理论^[8]、模糊集理论^[9]、直觉模糊集理论^[10]、概率论^[11]、区间数理论等。然而这些理论大多都有其自身的缺陷,对于解决不确定性和不完备性都有其不完善的方面,其中一个主要的原因就在于参数化工具的不足,因此俄罗斯学者 Molodtsov 于 1999 年首次提出了软集^[1]的概念,它由于对参数的无约束性而在处理不确定性和不精确性问题上具有先天的优势。Maji 等又在文献[4]中对软集理论进行了详细的介绍,并拓展了软集理论。文献[4-6]对软集的各种代数性质及相关运算进行了全面的探讨。文献[3]将静态的模糊软集推广到基于时序的动态模糊软集。文献[7]将双极值模糊软集和时间权重相互结合,得到了动态双极值模糊软集,使得群决策的方法由静态开始转向动态。

然而,上述的研究虽然扩展了软集的应用领域和计算方法,但只把软集从静态决策扩展到动态决策,忽视了属性的权重对决策的影响。在实际的决策过程中,对象之间所具有的属性的重要程度是不同的。因此,本文提出基于属性权重的动态群决策方法,将静态的模糊软集推广到动态的基于属性权重的时序模糊软集,并讨论了其相关性性质。因为不同时刻决策者所掌握的决策信息受时间变化影响,所以越靠近最终决策的时刻,决策者所掌握的信息就越多,决策越合理;越远

离最终决策的时刻,决策者所掌握的决策信息就相对较少,决策就可能不合理。本文依据对数增长模型,给出考察时刻到最终决策时刻的时间差的时间权重的确定公式,再与属性权重结合构造出更加接近于实际的决策方法,并通过实例加以验证分析,验证了所提算法的正确性以及可行性。

1 基本概念

定义 1^[1,2] 设 U 是非空有限的对象集合, E 是参数集合, $A \subseteq E$, $P(U)$ 是 U 的幂集, 则称序对 (F, A) 为 U 上的一个软集, 其中 $F: A \rightarrow P(U)$ 为一个映射, 即对 $\forall e \in E$:

$$F(e) = \{ \langle x, \mu_{F(e)}(x) \rangle : x \in U \} \in P(U)$$

表示元素 $x \in U$ 属于集合 $F(e)$ 的特征函数, $\mu_{F(e)}(x) \in [0, 1]$ 表示元素 x 属于模糊集 $F(e)$ 的隶属度, 即表示元素 x 在属性 e 下属于 $F(e)$ 的满足程度。换言之, U 上的一个软集是 U 的子集的参数族。对于任意的 $e \in A$, $F(e)$ 是软集 (F, A) 的 e 近似元集合。

然而, 在实际问题中, 由于大多数模糊软集的信息会随着时间的变化而变化, 因此在一般模糊集的基础之上引入了时间参数, 将模糊软集推广为动态模糊软集。

定义 2^[3] 设 U 为非空集合, 称为论域, E 为参数集合, T 为时间集合, $P(U)$ 表示 U 上所有模糊集的全体, 则称序对 $(F, E \times T)$ 为论域 U 上的动态模糊软集, 其中 $F: E \times T \rightarrow$

到稿日期:2015-12-01 返修日期:2016-03-23 本文受甘肃省自然科学基金(2011GS04147), 国家自然科学基金(61263047)资助。

张其文(1975—), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为大数据处理、智能信息处理技术、知识工程等; 谢艳钊(1990—), 男, 硕士, 主要研究方向为数据挖掘。

$P(U)$ 为从参数集 $E \times T$ 到 $P(U)$ 的一个映射, 即对 $\forall (e, t) \in E \times T$, 有

$$F(e, t) = \{ \langle x, \mu_{F(e, t)}(x) \rangle : x \in U \} \in P(U)$$

其中, $\mu_{F(e, t)}(x) \in [0, 1]$ 表示元素 x 在时间 t 下属于模糊集 $F(e, t)$ 的隶属度。

然而, 以上定义均没有考虑到属性参数的权重问题, 即在各个不同的属性参数彼此之间, 依然是存在属性权重问题的。

2 属性权重的确定

在已知动态模糊软集的情况下, 通过定义一种综合得分值来进行最终的决策判定。针对每一个属性都有一个权重的特点, 定义了在一定时刻特定属性下元素 x_i 的优势度。

定义 3 设论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 属性集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, 序对 $(F, E \times T)$ 为论域 U 上的动态模糊软集, 则关于属性 E 上的优势度为:

$$\partial_{kj}(x_i) = \frac{\sum_{c=1}^m p(\mu_{F(e_j, k)}(x_i) \geq \mu_{F(e_j, k)}(x_c))}{m} \quad (1)$$

其中, $\mu_{F(e_j, k)}(x) \in [0, 1]$ 表示元素 x 在时刻 k 下属于模糊集 $F(e_j, k)$ 的隶属度, $p(\cdot)$ 为一个特征函数, 即若 $\mu_{F(e_j, k)}(x_i) > \mu_{F(e_j, k)}(x_c)$, 则 $p(\cdot) = 1$, 否则为 0, 由此可以得出 $\partial_{kj}(x_i) \in [0, 1]$, 继而得出在时刻 k 下所对应的优势度表。

利用得到的优势度表对对象集合进行划分, 具体划分过程如下:

设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为论域, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 为属性集合, $B \subseteq E$, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ 为时间集合, A_k 表示 k 时刻所对应的优势度表, $\partial_{kj}(x_i)$ 表示在属性 e_j 下对象 x_i 的优势度值。这里定义一个不可区分二元关系 (即等价关系) $IND(B)$, 即

$$IND(B) = \{ (x, y) | (x, y) \in U \times U, \forall e_j \in B, \partial_{kj}(x, e_j) = \partial_{kj}(y, e_j) \}$$

等价关系 $IND(B)$ 构成论域 U 的一个划分, 记作 $U/IND(B)$, 设 $U/IND(B) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 其中 X_i 为优势度值相等的对象的集合, 则可以得到属性权重的公式为:

$$o_i = \frac{\sum_{k=1}^k |B_{ki}|}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k |B_{ki}|} \quad (2)$$

其中, $|B_{ki}| = |IND(B)|$ 表示为属性 e_j 在时刻 k 时对 U 划分之后 $IND(B)$ 中元素的个数。

由式(2)可以得到如下性质:

$$1) \sum_{i=1}^n o_i = 1$$

$$2) 1 \leq |B_{ki}| \leq m$$

$$3) \frac{k}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k |B_{ki}|} \leq o_i \leq \frac{km}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k |B_{ki}|}$$

证明: 1) 由式(2)易知 $\sum_{i=1}^n o_i = 1$;

2) 当优势度值 $\partial_{kj}(x_i)$ 在属性 e_j 下都相等时, e_j 对 U 的划分只含有一个元素, 即 $|B_{ki}| = 1$; 当优势度值 $\partial_{kj}(x_i)$ 在属性 e_j 下都不相等时, e_j 对 U 的划分只含有 m 个元素, 即 $|B_{ki}| = m$, 所以 $1 \leq |B_{ki}| \leq m$;

3) 由 2) 知 $1 \leq |B_{ki}| \leq m$, 则 $k \leq \sum_{k=1}^k |B_{ki}| \leq km$, 两边同时除以 $\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k |B_{ki}|$ 即可得到性质 3)。

由性质 1) 可知属性权重之和为 1, 由性质 3) 可知单个权重最小不会为 0 且最大不会为 1, 这就避免了属性权重为 0

或不切合实际的情况出现。

定义 4 设论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 属性集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, 属性权重集合 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$, 且 $\sum_{j=1}^n o_j = 1$, 序对 $(F, E \times T)$ 为论域 U 上的动态模糊软集, 则元素 x_i 在优势度表中的平均优势得分值为:

$$S_k(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \partial_{kj}^{o_j}(x_i)}{n} \quad (3)$$

由定义 4 可得到如下性质:

$$1) 0 \leq S_k(x_i) \leq 1;$$

2) 若对 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 有 $\mu_{F(e_j, k)}(x_i) > \mu_{F(e_j, k)}(x_c)$, 则 $S_k(x_i) = 1$;

3) 若对 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 有 $\mu_{F(e_j, k)}(x_i) < \mu_{F(e_j, k)}(x_c)$, 则 $S_k(x_i) = 0$;

$$4) S_k(x_i)^\alpha = \left(\frac{\sum_{j=1}^n \partial_{kj}^{o_j}(x_i)}{n} \right)^\alpha, \alpha \text{ 为常数}.$$

证明: 由定义 4 即可证性质 1) 和 4)。

对性质 2) 证明如下:

充分性: 由于对 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 都有 $\mu_{F(e_j, k)}(x_i) > \mu_{F(e_j, k)}(x_c)$, 可以得出对 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 都有 $\partial_{kj}(x_i) = 1$, 因此 $S_k(x_i) = 1$ 。

必要性: 因 $S_k(x_i) = 1$, 则有 $\sum_{j=1}^n \partial_{kj}^{o_j}(x_i) = n$, 又因为对 $\partial_{kj}(x_i) \in [0, 1]$, 所以 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 都有 $\partial_{kj}(x_i) = 1$, 可以推出 $\sum_{c=1}^m p(\mu_{F(e_j, k)}(x_i) > \mu_{F(e_j, k)}(x_c)) = m$, 所以对 $\forall e_j \in E, \forall x_c \in U$, 都有 $\mu_{F(e_j, k)}(x_i) > \mu_{F(e_j, k)}(x_c)$, 性质 3) 同理可证。

3 基于对数增长型的时间权重确定方法

由于在实际生活中, 决策者在不同时刻所掌握的决策信息是受时间的变化以及外部环境的噪声所影响的, 因此在一般情况下, 越靠近最终决策的时刻决策者所掌握的信息就越多, 对决策的影响也就越大; 越远离最终决策的时刻, 决策者所掌握的决策信息就相对较少, 从而对最终决策的影响也就越小。因此, 可以用权重来度量不同时刻信息对最终决策的影响, 通过时间权重来描绘决策者所掌握的决策信息的多少。通过上述分析可以得出, 时刻权重的整体变化是呈上升趋势的, 基于此, 建立对数增长型的时间权重的确定方法。

由于对对象考察的各个阶段所用的周期都相同, 因此用考察时刻到最终决策时刻的时间差来描述考察时刻的时间权重的变化情况。

给定一个动态时序模糊软集 $(F, E \times T)$, 离散时间 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_N, t\}$, t 是最终决策时刻, 设 Δt_k 为考察时刻 t_k 到最终决策时刻 t 的时间差, w_k 是 Δt_k 的权重, 且 $\sum_{k=1}^N w_k = 1$, 则有

$$w_k = C_0 \ln \left(\frac{\lambda}{\Delta t_k} + 1 \right) \quad (4)$$

其中, C_0 为常数, $0 < \lambda < 1$ 为衰减因子。

由于 $\sum_{k=1}^N w_k = 1$, 将式(4)代入, 则可得:

$$C_0 = \frac{1}{\ln \prod_{k=1}^N \left(\frac{\lambda}{\Delta t_k} + 1 \right)}$$

所以得:

$$w_k = \frac{\ln(\frac{\lambda}{\Delta t_k + 1})}{\ln \prod_{k=1}^N (\frac{\lambda}{\Delta t_k} + 1)}$$

特别地,当 $T=\{1,2,\cdots,N,N+1\}$ 时,将 C_0 代入式(4),得出:

$$w_k = \frac{\ln(\frac{\lambda}{N+1-k} + 1)}{\ln \prod_{k=1}^N (\frac{\lambda}{k} + 1)} \quad (5)$$

在决策问题中,决策者对信息掌握的多少是随着时间变化的,衰减因子 λ 描述了掌握决策信息的累计速率,若最终在决策时刻信息的累积速率越高,说明越靠近最终决策时刻信息对最终决策的影响越大,衰减系数越大;否则,就越小。因此决策者可根据实际情况来确定 λ 的值,这样时间权重就可以更加灵活地运用于实际情况之中,对决策结果的判定也更加精确。

4 动态模糊软集的群决策方法

通过使用衰减因子和对数函数,得出在不同时刻的时间权重,然而由于在不同的时刻,决策者对所检测的事件会有不同的时序模糊软集,如何对这些时序模糊软集进行集成处理,以便得到最终想要的决策结果是接下来讨论的内容。首先介绍与模糊软集一一对应的模糊软矩阵,模糊软矩阵和属性权重通过式(3)得到 x_i 的优势得分值,然后将优势得分值集成为得分软矩阵,再将得分软矩阵和时间权重组合成属于 x_i 的综合得分值,最后进行决策。

设论域 $U=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$,参数集 $E=\{e_1,e_2,\cdots,e_n\}$,参数权重 $O=\{o_1,o_2,\cdots,o_n\}$,时间集合 $T=\{t_1,t_2,\cdots,t_k,t\}$,则与模糊软集 $(F,E \times T)$ 一一对应的优势度表为 $\tilde{F}_k = (\mu_{F(e_{j_0},k)}(x_i))_{m \times n}, i=1,2,\cdots,m, j=1,2,\cdots,n$,然后通过式(1)得出 x_i 的优势度,如表1所列。

表1 时刻 k 对应的优势度表

U	e_1	e_2	$\cdots$	e_n
x_1	$\partial_{k1}(x_1)$	$\partial_{k2}(x_1)$	$\cdots$	$\partial_{kn}(x_1)$
x_2	$\partial_{k1}(x_2)$	$\partial_{k2}(x_2)$	$\cdots$	$\partial_{kn}(x_2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_m	$\partial_{k1}(x_m)$	$\partial_{k2}(x_m)$	$\cdots$	$\partial_{kn}(x_m)$

通过计算,可以得到各个时刻的优势度表,然后使用式(3)将各个时刻的优势度矩阵整合成一个平均优势得分表,如表2所列。

表2 时刻 k 的平均优势得分表

U	t_1	t_2	$\cdots$	t_k
x_1	$S_1(x_1)$	$S_2(x_1)$	$\cdots$	$S_k(x_1)$
x_2	$S_1(x_2)$	$S_2(x_2)$	$\cdots$	$S_k(x_2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_m	$S_1(x_m)$	$S_2(x_m)$	$\cdots$	$S_k(x_m)$

将多个时刻的多个表整合成一个表,这给数据处理带来了极大的方便。得到平均优势得分表之后,接下来定义关于对象 x_i 的综合优势得分值。

定义5 设论域 $U=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$,参数集 $E=\{e_1,e_2,\cdots,e_n\}$,参数权重 $O=\{o_1,o_2,\cdots,o_n\}$,离散时间集合 $T=\{t_1,t_2,\cdots,t_N,t\}$,时间权重集合 $w=\{w_1,w_2,\cdots,w_N\}$,则有:

$$C(x_i) = \prod_{k=1}^N S_k(x_i)^{w_k} \quad (6)$$

由定义5易知 $0 < C(x_i) < 1$ 。然后对 $C(x_i)$ 进行比较排

序,选出最大的那一个即为得到的最优决策。具体步骤如下:

- 1)首先由式(1)计算在特定时刻、特定属性下对象 x_i 的优势度;
- 2)利用式(3)计算在某一时刻下该表中对象 x_i 的平均优势得分值矩阵;
- 3)依据式(5)和式(2)计算各个时刻的时间权重和属性权重;
- 4)根据式(6),计算对象 x_i 的综合得分值 $C(x_i)$,并进行整理;
- 5)将所得的综合得分值按从大到小的顺序进行排列,从而得到最优决策。

5 实例分析

设 $U=\{x_1,x_2,x_3,x_4,x_5\}$ 为某公司考虑提拔一名职员担任经理的候选人的集合, $E=\{e_1,e_2,e_3,e_4\}$ 表示考察候选人能力特征的属性集合,即 $\{e_1,e_2,e_3,e_4\}=\{manage,lean,communicate,marketing\}$,属性权重集合 $O=\{o_1,o_2,o_3,o_4\}$,时间集合 $T=\{t_1,t_2,t_3,t_4,t\}=\{1,2,3,4,5\}$,时间权重集合 $w=\{w_1,w_2,w_3,w_4\}$,公司在4个时期的时间内分别对5位候选人的能力做了如下统计,统计结果如表3—表6所列。

表3 第一个时期

	e_1	e_2	e_3	e_4
x_1	0.8	0.5	0.2	0.4
x_2	0.5	0.8	0.6	0.3
x_3	0.5	0.5	0.3	0.5
x_4	0.4	0.7	0.5	0.3
x_5	0.5	0.4	0.3	0.5

表4 第二个时期

	e_1	e_2	e_3	e_4
x_1	0.8	0.5	0.2	0.4
x_2	0.5	0.8	0.6	0.3
x_3	0.5	0.6	0.4	0.5
x_4	0.4	0.7	0.5	0.3
x_5	0.5	0.4	0.3	0.5

表5 第三个时期

	e_1	e_2	e_3	e_4
x_1	0.7	0.6	0.3	0.3
x_2	0.5	0.7	0.7	0.2
x_3	0.5	0.6	0.4	0.5
x_4	0.3	0.8	0.4	0.3
x_5	0.5	0.5	0.2	0.4

表6 第四个时期

	e_1	e_2	e_3	e_4
x_1	0.7	0.4	0.2	0.3
x_2	0.6	0.9	0.7	0.2
x_3	0.7	0.6	0.2	0.4
x_4	0.3	0.7	0.5	0.4
x_5	0.6	0.3	0.2	0.4

取衰减系数 $\lambda=0.5$,由式(5)得出每个时期的权重 $w=\{0.1308,0.1712,0.2478,0.4502\}$,再利用式(1)可以得到元素 x_i 在第一个时期的优势度表,如表7所列。

表7 优势度表

	e_1	e_2	e_3	e_4
$\partial_{1j}(x_1)$	1.0	0.6	0.2	0.6
$\partial_{1j}(x_2)$	0.8	1.0	1.0	0.4
$\partial_{1j}(x_3)$	0.8	0.6	0.6	1.0
$\partial_{1j}(x_4)$	0.2	0.8	0.8	0.4
$\partial_{1j}(x_5)$	0.8	0.2	0.6	1.0

criminative Training of Rbms for Classification of Fmri Images [C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Vancouver, B. C. ; NIPS, 2008; 1409-1416

- [10] Memisevic R, Hinton G. Unsupervised Learning of Image Transformations[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'07). Minneapolis, MN; IEEE, 2007; 1-8
- [11] Taylor G W, Sigal L, Fleet D J, et al. Dynamical Binary Latent Variable Models for 3d Human Pose Tracking[C]// 2010 IEEE Conference on Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). San Francisco, CA; IEEE, 2010; 631-638
- [12] Lee H, Ekanadham C, Ng A Y. Sparse Deep Belief Net Model for Visual Area V2[C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Vancouver, B. C; NIPS, 2008; 873-880
- [13] Luo H, Shen R, Niu C, et al. Sparse Group Restricted Boltzmann Machines[C]// Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence. Georgia, USA; AAAI, 2010
- [14] Guo R, Qi H. Partially-Sparse Restricted Boltzmann Machine for Background Modeling and Subtraction[C]// 2013 12th Interna-

tional Conference on Proceedings of Machine Learning and Applications (ICMLA). Miami, FL; IEEE, 2013; 209-214

- [15] Carreira-Perpinan M A, Hinton G E. On Contrastive Divergence Learning[C]// Proceedings of Proceedings of the tenth international workshop on Artificial Intelligence and Statistics. Barbados; AISTATS, 2005; 33-40
- [16] Salakhutdinov R, Mnih A, Hinton G. Restricted Boltzmann Machines for Collaborative Filtering[C]// Proceedings of Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning. New York; ACM, 2007; 791-798
- [17] Pineda F J. Generalization of Back-Propagation to Recurrent Neural Networks[J]. Physical Review Letters, 1987, 59(19): 307-308
- [18] LeCun Y, Cortes C, Burges C J. The Mnist Database of Handwritten Digits[OL]. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>
- [19] Berg T L, Berg A C, Shih J. Automatic Attribute Discovery and Characterization from Noisy Web Data [C] // Proceedings of Computer Vision (ECCV 2010). Crete, Greece; ECCV, 2010; 663-676

(上接第 90 页)

同理可以得到元素 x_i 在其他时期的优势度表, 由式(2)得到属性权重 $O = \{0.2034, 0.3051, 0.2712, 0.2203\}$, 由式(3)得到各元素的平均优势得分表, 如表 8 所列。

表 8 平均优势得分表

	1	2	3	4
x_1	0.8488	0.8239	0.8822	0.8609
x_2	0.9432	0.9432	0.8978	0.9006
x_3	0.9204	0.9204	0.9381	0.9315
x_4	0.8533	0.8533	0.8888	0.8990
x_5	0.8595	0.8368	0.7914	0.8459

因此, 可以根据式(6)得到元素 x_i 的综合得分值: $C(x_1) = 0.8578, C(x_2) = 0.9124, C(x_3) = 0.9297, C(x_4) = 0.8823, C(x_5) = 0.8321$ 。

综上所述得出的排序如下:

$$C(x_3) > C(x_2) > C(x_4) > C(x_1) > C(x_5)$$

因此, 对于该公司而言, x_3 为担任公司经理的最佳人选, x_2 次之。

将本文得到的决策结果与文献[3]和文献[7]的决策结果进行对比, 对比结果如表 9 所列。

表 9 决策结果对比

	文献[3]	文献[7]	本文
决策结果	x_2	x_3	x_3
时间复杂度	$O(n^2)$	$O(n^2)$	$O(mn^2)$

由结果分析可知, 文献[3]和文献[7]的时间复杂度均为 $O(n^2)$, 但二者均没有考虑到属性权重对决策结果的影响, 默认各个属性的权重彼此相等, 这就使得所提出的算法与实际情况不符, 且二者均使用由水平软集得出的机会值作为最终决策结果的判定, 使产生的决策结果具有概率性。

本文的时间复杂度是 $O(mn^2)$, 充分利用已知的数据进行属性权重的计算, 弥补了依靠主观经验获得属性权重的缺陷, 使得决策方法更加适用于实际, 决策结果更加精确。

结束语 在经典模糊软集的基础上, 首先研究了在某一属性下的元素优势度问题, 得到某个时刻下的优势度表, 然后将该时刻下的优势度表和对应的属性权重相结合, 得到该时刻下元素的平均优势得分值, 最后将各个优势得分值和时间

权重结合, 得到综合得分值, 再将综合得分值进行比较, 即得到最终决策结果。通过实例对本文算法的正确性及可行性进行验证, 再与其他决策方法进行比较分析, 结果验证了该决策方法的合理性。

参 考 文 献

- [1] Molodtsov D. Soft set theory-first results [J]. Computers and Mathematics with Applications, 1999, 37(4/5): 19-31
- [2] Zadeh L A. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353
- [3] Mao J J, Yao D B, Wang C C. Group decision-making method based on time-series fuzzy soft sets [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2014, 34(1): 181-189 (in Chinese)
- 毛建军, 姚登宝, 王翠翠. 基于时序模糊软集的群决策方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(1): 181-189
- [4] Maji P K, Biswas R, Roy A R. Soft Sets Theory [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2003, 45(4/5): 555-562
- [5] Ali M I, Feng F. On Some New Operations in Soft Set Theory [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2009, (57): 1547-1553
- [6] Sezgin A, Atagun A S. On Operations of Soft Sets [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 61(5): 1457-1467
- [7] Qian Q Q, Wu T, et al. Group decision making method based on dynamic bipolar-value fuzzy soft sets [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(12): 38-41 (in Chinese)
- 钱庆庆, 吴涛, 等. 基于动态双极值模糊软集的群决策方法 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(12): 38-42
- [8] Pawlak Z. Rough sets [J]. International Journal of Computer & Information Sciences, 1982, 11(5): 341-356
- [9] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353
- [10] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96
- [11] Liao B Q, Hu T Z. Probability theory tutorial (Version 2) [M]. University of Science and Technology of China Press, 2009 (in Chinese)
- 缪柏其, 胡太忠. 概率论教程 (2 版) [M]. 中国科学技术大学出版社, 2009