

## 基于属性多粒度的双层权重大群体决策方法

徐选华, 孙倩

(中南大学 商学院, 长沙 410083)

**摘要:** 针对多属性大群体决策信息的模糊性以及属性差异性, 提出一种基于属性多粒度的区间二元语义大群体决策方法. 首先, 依据决策成员偏好将大群体进行聚类, 形成偏好聚集结构, 考虑到各聚集中决策成员对所处聚集一致性的贡献不同, 以及不同聚集的偏好对于群体偏好的贡献不同, 提出双层权重模型; 其次, 利用扩展的可能度公式对各聚集内决策成员的权重进行确定, 利用模糊熵确定各个聚集的权重; 再次, 结合模糊相对熵和优劣解距离法(TOPSIS)得到决策方案的排序; 最后, 通过案例的分析与对比验证了所提出方法的有效性和适用性.

**关键词:** 属性多粒度; 双层权重; 大群体决策

中图分类号: C934

文献标志码: A

## Two-layer weight large group decision-making method based on multi-granularity attributes

XU Xuan-hua, SUN Qian

(School of Business, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: XU Xuan-hua, E-mail: xuxh@csu.edu.cn)

**Abstract:** Aiming at the ambiguity of the decision-making information for multi-attribute large-group and difference of the attribute, the interval 2-tuple linguistic large-group decision method based on the attribute of multi-granularity is proposed. Considering the preference of decision-makers, the large group is clustered and classified to form aggregation structure. According to the decision-makers' different contribution to the existing clusters' consistency and different contribution of different cluster, the two-layer weight model is presented. Then, the possible degree formula for expansion is used to confirm the decision-makers' weighted value of all clusters, and the fuzzy entropy is refused to confirm the weighted value of different cluster. Furthermore, the fuzzy relative entropy and technique for order preference by similarity to an ideal solution(TOPSIS) are used to sort the schemes. Finally, the case analysis and comparison verify the effectiveness and applicability of the proposed method.

**Keywords:** multi-granularity attributes; two-layer weight; large-group decision-making

### 0 引言

随着社会和经济的发展, 很多决策问题已经不能仅由个人或少数几个人决定, 越来越多的社会问题会牵涉到多个领域, 小群体决策已经很难满足社会发展的需要<sup>[1-3]</sup>. 大群体决策的出现为决策问题的发展开拓了一个新的方向, 它不同于传统的群决策过程, 需要更多的人参与决策, 通常将超过 11 个人的决策群体称为大群体决策<sup>[4]</sup>. 目前, 大群体决策的应用越来越广泛, 例如, 各种大型基础设施的选址决策、灾害的救援等, 都需要多方专家的共同探讨. 但是, 目前对于大群体决策的研究还相对比较匮乏<sup>[5-7]</sup>, 如何有效地

解决大群体决策问题是一个很有价值的研究课题.

决策问题的复杂性以及决策成员自身背景、知识、经验和环境的差异性易导致决策者在决策过程中难以通过量化的方法对决策方案进行准确地评估. 考虑到人类的思维过程以及推理的复杂性, 专家发现语言信息的使用能更简单地表达自己的偏好, 因此, 近年来关于语言型决策问题的研究越来越广泛<sup>[8-11]</sup>. 关于语言型的决策问题, 目前应用最为广泛的就是 Herrera 提出的二元语义模型, 这个模型是由一个语言集和一个实数表示的, 可以有效避免语言信息处理中信息的缺失<sup>[12-14]</sup>. 自这个模型提出以来, 已

收稿日期: 2015-08-28; 修回日期: 2015-11-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71171202, 71431006, 71210003).

作者简介: 徐选华(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与方法、信息系统与决策支持系统、应急管理决策等研究; 孙倩(1990—), 女, 硕士生, 从事决策理论与方法、应急管理决策的研究.

经被广泛地应用于决策领域. 文献[15]通过二元语义的转换函数对具有语言评价信息的多属性群决策问题进行了处理, 并且利用投影分析法的思想对决策方案进行了排序; 文献[16]结合多准则妥协解排序法(VIKOR), 提出了一种基于二元语义信息集结算子来解决语言信息的多属性群决策问题的方法, 并且通过最大化群效用和最小化个体遗憾来选择最优方案; 文献[17]研究了在权重已知和未知两种情况下的二元语义集结算法; 文献[18]提出了一些相关的二元语义集成运算, 即二元有序加权平均算子和二元有序加权几何平均算子, 其相关权重取决于集成二元语义的参数, 并将这一方法应用到了多属性群决策中; 文献[19]研究了属性值、属性权重和决策者权重都是二元语义形式的多属性群决策问题, 并且提出了一种新的基于二元语义的混合算术集结算子; 文献[20]研究了属性值为语言值和区间语言值的复杂多属性大群体决策问题; 文献[21]研究了多粒度区间二元语义的多属性群决策问题, 利用扩展VIKOR方法解决不确定和不完整的信息环境下的供应商选择问题.

需要指出的是, 已有的关于二元语义的研究大多针对的是决策者根据自己的偏好而选择不同的语言集<sup>[22-25]</sup>. 但是, 在实际决策过程中同一个问题属性之间的评价关系也会存在较大差异, 比如对产品的价格和销量进行相关评价, 这两个属性的评价集一个是关于价格的高低, 另一个是关于数量的多少, 因此无法对这两个属性用同一个评价集进行准确地描述. 针对属性之间的这种差异, 本文提出基于不同属性语言集的多粒度区间二元语义模型. 此外, 在大群体决策中, 决策成员权重的确定是一个重要问题. 如何合理地确定决策者的权重对决策结果的准确性和有效性有很大的影响. 在本文中, 决策者权重的求解分为两部分: 一是聚集内部成员权重的求解; 二是聚集权重的求解. 现实生活中, 决策者的权重可能会由于他们的认知以及自身社会文化背景、阅历、工作经验的不同而存在差异. 因此, 在同一个聚集中, 每个决策者对聚集的一致性贡献并不相同, 本文认为聚集中的决策者权重的确定应当与决策者对聚集一致性贡献有关; 此外, 对于偏好不同的聚集, 其权重也应当不同, 不仅是因为聚集内部决策者的数量不同, 而且每个聚集提供的有效信息也是不同的.

基于上述问题, 本文提出一种基于属性多粒度的双层权重大群体决策方法. 首先, 提出一个扩展的可能度公式对聚集内部决策者之间的一致性进行测度, 利用决策者在聚集内部一致性的差异来决定决策者的权重(第1层权重); 然后, 利用模糊熵对聚集的权重进行测度(第2层权重); 最后, 结合这两层权重模型对决策方案进行综合排序.

## 1 决策模型及方法

### 1.1 问题描述

设决策大群体  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$  ( $M \geq 11$ )<sup>[4]</sup>; 决策方案集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_P\}$ ; 决策属性集  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ ; 属性权重矢量  $W = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ ; 属性的语言短语评价集  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_g\}$ ; 决策者的初始偏好矩阵  $A^i = (a_{lj}^i)_{P \times N}$ , 其中  $a_{lj}^i$  为第  $i$  决策专家对第  $l$  个方案的第  $j$  个属性的评价价值.

本文主要解决的问题是: 首先, 依据属性之间的差异, 提出属性之间语言集粒度不同的评价集; 同时, 考虑到在大群体聚类以后, 同一个聚集内的决策者偏好虽然相似, 但并不完全一致, 从而会导致聚集内部的每个决策者对聚集一致性的贡献不尽相同, 为了保证聚集内部的一致性获得较大的共识, 提出依据聚集内部决策者一致性的程度来决定决策者权重的模型; 然后, 利用决策信息的有效性对聚集权重进行求解; 最后, 对方案进行排序和选择.

本文提出的方法主要涉及3个部分: 二元语义与区间二元语义对多粒度属性的集成转化, 可能度公式拓展的相关定义对聚集内部决策者权重的求解, 以及直觉模糊熵对聚集权重的求解. 下面就这3个关键部分涉及的相关内容给出详尽的描述.

### 1.2 属性多粒度语言偏好矩阵的转化

在决策过程中, 考虑到决策信息的模糊性以及人类思维的常态性, 决策者更偏向于用语言型的偏好信息来表达自己的偏好, 目前对于语言型决策问题信息的处理最常用的就是二元语义和区间二元语义这两种模型. 为了克服西班牙 Herrera 教授提出的二元语义模型的局限性, Chen 等<sup>[26]</sup>在 2005 年提出了一个多粒度广义二元语义模型, 有如下定义.

**定义 1** 设  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_g\}$  是一个粒度为  $g+1$  的语言集,  $\beta \in [0, 1]$  为集成运算的结果, 则用来将二元语义  $(s_i, \alpha)$  值转化为实数值  $\beta$  的集成转移函数  $\Delta$  为

$$\Delta: [0, 1] \rightarrow S \times \left[ -\frac{1}{2g}, \frac{1}{2g} \right];$$

$$\Delta(\beta) = (s_i, \alpha), \begin{cases} s_i, & i = \text{round}(\beta \cdot g); \\ \alpha = \beta - \frac{i}{g}, & \alpha \in \left[ -\frac{1}{2g}, \frac{1}{2g} \right). \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\text{round}(\cdot)$  为四舍五入取整运算.

存在反函数  $\Delta^{-1}$  将二元语言变量转换成相应的数值  $\beta \in [0, 1]$ , 即

$$\Delta^{-1}: S \times \left[ -\frac{1}{2g}, \frac{1}{2g} \right) \rightarrow [0, 1],$$

$$\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = \frac{i}{g} + \alpha = \beta. \quad (2)$$

值得注意的是,将语言集转换成二元语义时需要加入符号转移值0,即  $s_i \in S \Rightarrow (s_i, 0)$ .

**定义 2** 设  $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$  为一个语言集,一个区间二元语义变量由两个二元语义  $[(s_k, \alpha_k), (s_l, \alpha_l)]$  组成,其中  $(s_k, \alpha_k) \leq (s_l, \alpha_l)$ . 用来将区间二元语义值转化为区间值  $[\beta_1, \beta_2]$  ( $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1], \beta_1 \leq \beta_2$ ) 的集成转移函数  $\Delta$  为

$$\Delta[\beta_1, \beta_2] = [(s_k, \alpha_k), (s_l, \alpha_l)].$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} s_k, k = \text{round}(\beta_1 \cdot g); \\ s_l, l = \text{round}(\beta_2 \cdot g); \\ \alpha_k = \beta_1 - \frac{k}{g}, \alpha_k \in \left[-\frac{1}{2g}, \frac{1}{2g}\right); \\ \alpha_l = \beta_2 - \frac{l}{g}, \alpha_l \in \left[-\frac{1}{2g}, \frac{1}{2g}\right). \end{cases} \quad (3)$$

类似地,存在反函数  $\Delta^{-1}$  可以将区间二元语义变量转换为相应的区间值,即

$$\Delta^{-1}[(s_k, \alpha_k), (s_l, \alpha_l)] = \left[\frac{k}{g} + \alpha_k, \frac{l}{g} + \alpha_l\right] = [\beta_1, \beta_2]. \quad (4)$$

为了表达方便,决策者在给出最初的偏好矩阵  $A^i = (a_{ij}^i)_{P \times N}$  时可以采用3种不同的表达方式,具体的表达及转化情况如下.

假设  $S = \{s_0 = \text{很差}, s_1 = \text{差}, s_2 = \text{一般}, s_3 = \text{好}, s_4 = \text{很好}\}$  这5个语言项为决策者对属性的评价集,则有: 1) 决策专家给出的偏好信息为具体语言值  $s_1$  时,可以转换为  $[(s_1, 0), (s_1, 0)]$ ; 2) 决策专家给出的偏好信息为区间语言值  $[s_1, s_3]$  时,可以转换为  $[(s_1, 0), (s_3, 0)]$ ; 3) 决策专家对方案属性无法给出评价时,可以认为他对于这个属性的评价在整个区间范围内,即转换为  $[(s_0, 0), (s_4, 0)]$ .

决策者最初的偏好矩阵  $A^i = (a_{ij}^i)_{P \times N}$  首先可以根据以上3种情况转换为区间二元语义偏好矩阵  $\tilde{B}^i = (b_{ij}^i)_{P \times N}$ , 然后依据上述相关定义将区间二元语义的偏好矩阵转换为区间偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$ .

### 1.3 聚集内部决策者权重的求解

为了简化大群体决策过程,在获得各个专家的区域决策偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$  之后,通常会对决策专家的偏好矩阵进行聚类<sup>[27]</sup>. 本文将参与决策过程的  $M$  个决策专家聚类成  $K$  个聚集,并且令  $C = \{C^1, C^2, \dots, C^K\}$  ( $K \geq 1$ ) 为聚集集合,聚集  $C^k$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ ) 包含  $n_k$  个决策者,且满足  $\sum_{k=1}^K n_k = M$ .

在任何决策问题中,决策者偏好的一致性对方案的选择至关重要,特别是在大群体决策中,由于聚类的关系,聚集的一致性会对方案的选择产生重要影响. 本节针对聚集内部专家偏好对决策群体一致性贡献的差异问题,对区间偏好矩阵的一致性度量问题采用扩展的可能度公式,具体的相关描述如下.

设  $A = [a^-, a^+]$  和  $B = [b^-, b^+]$  为任意两个区间值,区间值  $A$  相对于  $B$  的偏差程度<sup>[28]</sup>表示如下:

$$D_{AB} = |P_{(A \geq B)} - P_{(B \geq A)}|, \quad (5)$$

其中

$$P_{(A \geq B)} = \min \left\{ 1, \max \left\{ \frac{a^+ - b^-}{(a^+ - a^-) + (b^+ - b^-)}, 0 \right\} \right\}.$$

令  $\theta^{(l)}$  为区间偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$  的第  $l$  行区间向量. 其中:  $\theta^{(l)} = (v_{l1}, v_{l2}, \dots, v_{lN})$ , 且有  $\underline{\theta}^{(l)} = \min\{v_{lj} | v_{lj} \in \theta^{(l)}\}$ ,  $\bar{\theta}^{(l)} = \max\{v_{lj} | v_{lj} \in \theta^{(l)}\}$ .

**定义 3** 设  $\theta^{(l)}$  和  $\theta^{(h)}$  分别为区间偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$  的两行区间向量,它们之间的优势度表示如下:

$$P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} = \min \left\{ 1, \max \left\{ \frac{\bar{\theta}^{(l)} - \underline{\theta}^{(h)}}{(\bar{\theta}^{(l)} - \underline{\theta}^{(l)}) + (\bar{\theta}^{(h)} - \underline{\theta}^{(h)})}, 0 \right\} \right\}. \quad (6)$$

由可能度公式相关性性质易知: 1)  $0 \leq P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} \leq 1$ , 特别地,当  $\bar{\theta}^{(l)} = \underline{\theta}^{(h)}$  时,有  $P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} = 0$ ; 当  $\bar{\theta}^{(h)} = \underline{\theta}^{(l)}$  时,有  $P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} = 1$ . 2)  $P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} = 1 - P_{(\theta^{(h)} \geq \theta^{(l)})}$ .

设  $\theta^{(l)}$  和  $\theta^{(h)}$  为区间偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$  的两行区间向量,它们之间的相似度表示如下:

$$\rho(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)}) = 1 - |P_{(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})} - P_{(\theta^{(h)} \geq \theta^{(l)})}|. \quad (7)$$

显然,  $\rho(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})$  越小,  $\theta^{(l)}$  与  $\theta^{(h)}$  的相似度越低;  $\rho(\theta^{(l)} \geq \theta^{(h)})$  越大,  $\theta^{(l)}$  与  $\theta^{(h)}$  的相似度越高. 类似地,可以依据区间偏好矩阵两个行向量之间的相似度对两个区间偏好矩阵的一致性进行度量.

设  $V_{kn_\eta} = (v_{ij}^{kn_\eta})_{P \times N}$ ,  $V_{kn_\tau} = (v_{ij}^{kn_\tau})_{P \times N}$  分别为聚集  $C^k$  的任意两个决策者的区间偏好矩阵,这两个决策者偏好矩阵的一致性程度表示如下:

$$\rho(V_{kn_\eta}, V_{kn_\tau}) = \frac{1}{P} \sum_{l=1}^P \rho(\theta^{(l)}, \vartheta^{(l)}).$$

由于同一个聚集中每个决策者对聚集一致性的贡献不尽相同,根据各个聚集中不同决策者之间的一致性程度可以求得各聚集中每个决策者的权重如下:

$$\lambda_{kn_k} = \frac{\rho(V_{kn_\eta}, V_{kn_\tau})}{\sum_{n_\eta=1}^{n_k} \sum_{n_\tau=1}^{n_k} \rho(V_{kn_\eta}, V_{kn_\tau})}. \quad (8)$$

在得到聚集中的每个决策者权重  $\lambda_{kn_k} = (\lambda_{k1}, \lambda_{k2}, \dots, \lambda_{kn_k})^T$  以后,利用下面的式子求出各聚集  $C^k$  的偏好矩阵  $G^k = \sum_{t=1}^{n_k} \lambda_{kn_k} V_{kn_k}$ .

### 1.4 聚集权重的求解

人们在决策过程中获得信息量的多少和质量是决策的精度和可靠性大小的决定因素之一. 为了表达聚集信息的质量,首先将区间值转化为直觉模糊集,再利用模糊熵确定聚集的权重,最后利用模糊相对熵对决策方案进行综合排序.

由文献[29]可知, 直觉模糊数与区间数在形式上可以相互转化, 这种转化不仅不会丢失有用信息, 而且可使决策的柔性优势更明显. 当区间数  $[y_{ij}^-, y_{ij}^+]$  转化为直觉模糊数  $r_{ij} = (u_{ij}, v_{ij}, \pi_{ij})$  时, 有  $u_{ij} = y_{ij}^-$ ,  $v_{ij} = 1 - y_{ij}^+$ ,  $\pi_{ij} = y_{ij}^+ - y_{ij}^-$ [29]. 因此, 聚集偏好矩阵  $G^k$  可转化为直觉模糊偏好矩阵  $R^k = (r_{ij}^k)_{P \times N}$ .

决策者的权重取决于决策者判断信息的可靠性和确定性程度, 提供的信息越模糊越不确定, 说明对决策问题的了解程度越低, 即赋予较小的权重; 反之, 则赋予较大的权重. 而这种信息的模糊性和不确定性可以用模糊熵来衡量, 因此, 可得聚集权重的计算式

$$\omega_k = \frac{1 - H_k}{K - \sum_{k=1}^K H_k}, \quad (9)$$

其中  $H_k = \sum_{j=1}^N w_j \left[ \frac{1}{P} \sum_{l=1}^P E(r_{lj}^k) \right]$ . 模糊熵公式为

$$E(r_{lj}^k) = \frac{\min[u_{r_{lj}^k}, v_{r_{lj}^k}] + \pi_{r_{lj}^k}}{\max[u_{r_{lj}^k}, v_{r_{lj}^k}] + \pi_{r_{lj}^k}}.$$

其中:  $u_{r_{lj}^k}$  和  $v_{r_{lj}^k}$  分别为  $r_{lj}^k$  的隶属度和非隶属度,  $\pi_{r_{lj}^k} = 1 - u_{r_{lj}^k} - v_{r_{lj}^k}$  为  $r_{lj}^k$  的犹豫度或不确定度.

## 2 决策步骤

综上所述, 基于属性多粒度的双层权重大群体决策方法的步骤如下:

**Step 1:** 将决策专家给出的语言偏好矩阵  $A^i = (a_{ij}^i)_{P \times N}$  转换为区间二元语义决策矩阵  $\tilde{B}^i = (b_{ij}^i)_{P \times N}$ .

**Step 2:** 通过定义 2 中的函数  $\Delta^-$  将区间二元语义决策矩阵  $\tilde{B}^i = (b_{ij}^i)_{P \times N}$  转换为区间值偏好矩阵  $V^i = (v_{ij}^i)_{P \times N}$ .

**Step 3:** 利用文献[27]的方法对决策者的偏好矩阵进行聚类, 利用式(8)得出聚集  $C^k$  中各个决策者的权重  $\lambda_{kn_k}$ .

**Step 4:** 将聚集  $C^k$  的区间偏好矩阵  $G^k$  转换为直觉模糊偏好矩阵, 得到各聚集的直觉模糊偏好矩阵  $R^k = (r_{ij}^k)_{P \times N}$ .

**Step 5:** 利用模糊熵确定聚集权重, 即

$$\omega_k = \frac{1 - H_k}{K - \sum_{k=1}^K H_k}.$$

**Step 6:** 结合模糊相对熵和 TOPSIS 方法对方案进行如下排序:

1) 确定各个聚集的正理想和负理想方案

$$\begin{aligned} R^{k+} &= \{u_j, r_j^{k+} | u_j \in U\} = \\ &\{u_j, [\max_l u_{lj}^k, \min_l v_{lj}^k] | u_j \in U\}, \\ R^{k-} &= \{u_j, r_j^{k-} | u_j \in U\} = \end{aligned}$$

$$\{u_j, [\min_l u_{lj}^k, \max_l v_{lj}^k] | u_j \in U\}.$$

2) 分别计算各方案与正理想解和负理想解的模糊相对熵距离, 由于涉及属性权重, 计算加权模糊相对熵的距离

$$D_l^{k+} = \sum_{j=1}^N w_j D(r_{lj}^k, r_{lj}^{k+}), \quad D_l^{k-} = \sum_{j=1}^N w_j D(r_{lj}^k, r_{lj}^{k-}).$$

其中:  $D(r_{lj}^k, r_{lj}^{k+})$  为  $r_{lj}^k$  与正理想解  $r_{lj}^{k+}$  的相对熵距离, 且有

$$D(r_{lj}^k, r_{lj}^{k+}) = I(r_{lj}^k, r_{lj}^{k+}) + I(r_{lj}^{k+}, r_{lj}^k),$$

$$I(r_{lj}^k, r_{lj}^{k+}) = A(r_{lj}^k) \log_2 \frac{A(r_{lj}^k)}{\frac{1}{2}[A(r_{lj}^k) + B(r_{lj}^{k+})]} + [1 -$$

$$A(r_{lj}^k)] \log_2 \frac{1 - A(r_{lj}^k)}{1 - \frac{1}{2}[A(r_{lj}^k) + B(r_{lj}^{k+})]},$$

$$A(r_{lj}^k) = \frac{u_{r_{lj}^k} + 1 - v_{r_{lj}^k}}{2}, \quad B(r_{lj}^{k+}) = \frac{u_{r_{lj}^{k+}} + 1 - v_{r_{lj}^{k+}}}{2}.$$

同理可得  $D(r_{lj}^k, r_{lj}^{k-})$ .

3) 计算各个方案的贴适度, 并对方案进行排序

$$C_l = \frac{D_l^-}{D_l^- + D_l^+}.$$

其中:  $D_l^+ = \sum_{k=1}^K \omega_k D_l^{k+}$ ,  $D_l^- = \sum_{k=1}^K \omega_k D_l^{k-}$ . 显然,  $C_l$  越大代表方案越优.

## 3 案例分析

### 3.1 案例背景

通过一个某大型透水事故救援的方案选择来说明本文所提出方法的适用性. 2015 年某地发生煤矿透水事故, 事故发生时, 有 10 多人被困井下. 为了对井下人员进行营救, 相关部门组织了来自救援组、水情分析组和安全措施专家组等 12 位决策专家组成的决策大群体  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{12}\}$  对事故现场情况进行综合评估, 并且基于已有的应急预案初步制定了 3 个应急备选方案: 方案  $x_1$  是启用局部爆破, 结合挖掘机展开救援; 方案  $x_2$  是调用机动泵进行排水救援; 方案  $x_3$  是启用局部爆破, 消防官兵下井展开救援. 在进行救援时, 主要需要的属性有 3 个: 救援成本、人员安全度和救援时间. 决策者们针对这 3 个属性给出的属性权重向量为  $W = (0.3, 0.4, 0.3)^T$ . 考虑到这 3 个属性之间的差异, 对这 3 个属性给出了不同的语言标度, 分别为  $S^1 = \{s_0 = \text{极低}, s_1 = \text{很低}, s_2 = \text{低}, s_3 = \text{稍低}, s_4 = \text{一般}, s_5 = \text{稍高}, s_6 = \text{高}, s_7 = \text{很高}, s_8 = \text{极高}\}$ ,  $S^2 = \{s_0 = \text{很短}, s_1 = \text{短}, s_2 = \text{一般}, s_3 = \text{长}, s_4 = \text{很长}\}$ ,  $S^3 = \{s_0 = \text{非常差}, s_1 = \text{差}, s_2 = \text{较差}, s_3 = \text{中等}, s_4 = \text{较好}, s_5 = \text{好}, s_6 = \text{非常好}\}$ .

### 3.2 属性多粒度语言偏好矩阵的转化

假设参与决策的应急专家之间无利益冲突, 与决策问题本身也无利益相关. 依据上述 3 个属性的不同

语言标度, 决策者根据自己对问题的判断给出方案偏好值, 形成决策者的初始偏好矩阵, 如表 1 所示.

限于篇幅, 直接利用定义 2 将决策者的初始偏好矩阵转换为决策者区间偏好矩阵, 如表 2 所示.

表 1 决策者的初始偏好矩阵

方案	$e_1$			$e_2$			$e_3$			$e_4$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$									
$x_1$	$[s_4, s_6]$	$[s_2, s_3]$	$s_1$	$[s_5, s_6]$	$[s_0, s_2]$	$[s_0, s_3]$	$[s_5, s_6]$	$s_3$	—	$[s_3, s_4]$	$[s_2, s_3]$	$[s_2, s_4]$
$x_2$	—	$[s_1, s_4]$	$[s_2, s_6]$	$[s_4, s_6]$	$s_4$	$[s_3, s_4]$	$[s_4, s_5]$	$s_4$	$[s_4, s_6]$	$[s_4, s_7]$	$[s_2, s_4]$	$[s_2, s_3]$
$x_3$	$[s_5, s_6]$	$[s_3, s_4]$	—	$[s_6, s_7]$	—	$s_1$	$[s_7, s_8]$	$[s_2, s_3]$	$[s_1, s_3]$	$[s_6, s_7]$	$[s_2, s_3]$	—

  

方案	$e_5$			$e_6$			$e_7$			$e_8$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$									
$x_1$	—	$[s_3, s_4]$	$[s_0, s_2]$	$[s_5, s_6]$	$[s_0, s_2]$	—	$[s_5, s_7]$	$[s_3, s_4]$	$[s_0, s_2]$	—	$[s_3, s_4]$	$[s_0, s_2]$
$x_2$	$[s_3, s_4]$	$[s_1, s_3]$	$[s_4, s_5]$	$[s_4, s_5]$	$s_4$	$[s_4, s_6]$	$s_5$	$s_4$	$[s_4, s_5]$	$[s_3, s_4]$	$[s_1, s_3]$	$[s_4, s_5]$
$x_3$	$[s_5, s_8]$	$s_4$	$s_2$	$[s_7, s_8]$	$[s_2, s_3]$	—	$[s_7, s_8]$	$[s_3, s_4]$	—	$[s_6, s_8]$	$s_4$	$s_3$

  

方案	$e_9$			$e_{10}$			$e_{11}$			$e_{12}$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	$[s_4, s_5]$	$[s_0, s_3]$	$[s_2, s_3]$	$[s_0, s_7]$	—	$[s_3, s_6]$	—	$[s_0, s_3]$	$[s_3, s_6]$	—	$[s_3, s_4]$	$[s_0, s_2]$
$x_2$	—	$[s_2, s_3]$	—	$[s_2, s_6]$	$s_4$	$[s_3, s_4]$	$[s_2, s_6]$	$s_4$	$[s_3, s_4]$	$s_4$	—	$[s_4, s_5]$
$x_3$	$[s_3, s_6]$	$[s_3, s_4]$	$s_2$	$[s_4, s_5]$	$s_3$	$[s_2, s_4]$	$[s_4, s_5]$	$[s_2, s_4]$	$s_3$	$[s_5, s_8]$	$s_4$	$s_2$

表 2 决策者区间偏好矩阵

方案	$e_1$			$e_2$			$e_3$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	$[0.5, 0.75]$	$[0.5, 0.75]$	$[0.67, 0.67]$	$[0.625, 0.75]$	$[0, 0.5]$	$[0, 0.5]$	$[0.625, 0.75]$	$[0, 0.5]$	$[0, 1]$
$x_2$	$[0, 1]$	$[0.25, 1]$	$[0.33, 1]$	$[0.5, 0.75]$	$[1, 1]$	$[0.5, 0.67]$	$[0.5, 0.625]$	$[1, 1]$	$[0.67, 1]$
$x_3$	$[0.625, 0.75]$	$[0.75, 1]$	$[0, 1]$	$[0.75, 0.875]$	$[0, 1]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.875, 1]$	$[0.5, 0.75]$	$[0.17, 0.5]$

  

方案	$e_4$			$e_5$			$e_6$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	$[0.375, 0.5]$	$[0.5, 0.75]$	$[0.33, 0.67]$	$[0, 1]$	$[0.75, 1]$	$[0, 0.33]$	$[0.625, 0.75]$	$[0, 0.5]$	$[0, 1]$
$x_2$	$[0.5, 0.875]$	$[0.5, 1]$	$[0.33, 0.5]$	$[0.375, 0.5]$	$[0.25, 0.75]$	$[0.67, 0.83]$	$[0.5, 0.625]$	$[1, 1]$	$[0.67, 1]$
$x_3$	$[0.75, 0.875]$	$[0.5, 0.75]$	$[0, 1]$	$[0.625, 1]$	$[1, 1]$	$[0.33, 0.33]$	$[0.875, 1]$	$[0.5, 0.75]$	$[0, 1]$

  

方案	$e_7$			$e_8$			$e_9$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	$[0.625, 0.875]$	$[0.75, 1]$	$[0, 0.33]$	$[0, 1]$	$[0.75, 1]$	$[0, 0.33]$	$[0.5, 0.625]$	$[0, 0.75]$	$[0.33, 0.5]$
$x_2$	$[0.625, 0.625]$	$[1, 1]$	$[0.67, 0.83]$	$[0.375, 0.5]$	$[0.25, 0.75]$	$[0.67, 0.83]$	$[0, 1]$	$[0.5, 0.75]$	$[0, 1]$
$x_3$	$[0.875, 1]$	$[0.75, 1]$	$[0, 1]$	$[0.75, 1]$	$[1, 1]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.375, 0.625]$	$[0.75, 1]$	$[0.33, 0.33]$

  

方案	$e_{10}$			$e_{11}$			$e_{12}$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	$[0, 0.875]$	$[0, 1]$	$[0.5, 1]$	$[0, 1]$	$[0, 0.75]$	$[0.5, 1]$	$[0, 1]$	$[0.75, 1]$	$[0, 0.33]$
$x_2$	$[0.25, 0.75]$	$[1, 1]$	$[0.5, 0.67]$	$[0.25, 0.75]$	$[1, 1]$	$[0.5, 0.67]$	$[0.5, 0.5]$	$[0, 1]$	$[0.67, 0.83]$
$x_3$	$[0.5, 0.625]$	$[0.75, 0.75]$	$[0.33, 0.67]$	$[0.5, 0.625]$	$[0.5, 1]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.625, 1]$	$[1, 1]$	$[0.33, 0.33]$

3.3 聚集内部决策者权重的求解

利用文献 [27] 方法对决策者的偏好进行聚类, 得到 4 个聚集. 第 1 个聚集的决策成员分别为  $e_1$ 、 $e_4$ 、 $e_6$ 、 $e_7$ 、 $e_{10}$ 、 $e_{11}$ ; 第 2 个聚集的决策成员分别为  $e_2$  和

$e_3$ ; 第 3 个聚集的决策成员由  $e_5$ 、 $e_8$  和  $e_{12}$  组成; 决策专家  $e_9$  构成了第 4 个聚集. 在聚类完成以后, 利用式 (8) 可以得出各个聚集内部的每个决策成员的权重, 结果如表 3 所示.

表 3 聚集内部每个决策成员的权重

聚集	聚集内部成员的权重					
$C^1$	$\lambda_{11} = 0.1683$	$\lambda_{12} = 0.1692$	$\lambda_{13} = 0.1694$	$\lambda_{14} = 0.1636$	$\lambda_{15} = 0.1657$	$\lambda_{16} = 0.1638$
$C^2$		$\lambda_{21} = 0.5$			$\lambda_{22} = 0.5$	
$C^3$		$\lambda_{31} = 0.3371$		$\lambda_{32} = 0.3287$		$\lambda_{33} = 0.3342$
$C^4$				$\lambda_{41} = 1$		

3.4 聚集权重的求解及方案的排序

在求出聚集内部每个决策成员的权重以后, 对聚集的偏好信息进行集结, 得到聚集的区间偏好矩阵, 同时将集结后的区间偏好信息转换为模糊偏好信息, 得到聚集的直觉模糊偏好矩阵结果, 如表 4 所示.

利用式 (9) 对聚集权重进行求解, 可得聚集权重  $\omega_1 = 0.2299$ ,  $\omega_2 = 0.2986$ ,  $\omega_3 = 0.2999$ ,  $\omega_4 = 0.1716$ .

利用模糊相对熵和 TOPSIS 方法来计算各个方案的直觉模糊贴近度, 并对方案进行最终的排序, 结果如表 5 所示.

表 4 聚集的直觉模糊偏好矩阵

方案	$R^1$			$R^2$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	[0.355 7, 0.210 2]	[0.291 4, 0.210 1]	[0.333 3, 0.221 0]	[0.625, 0.25]	[0, 0.5]	[0, 0.25]
$x_2$	[0.353 9, 0.228 4]	[0.789 2, 0]	[0.499 2, 0.221 2]	[0.5, 0.312 5]	[1, 0]	[0.585, 0.165]
$x_3$	[0.688 2, 0]	[0.624 4, 0.126 1]	[0.136 6, 0.062 5]	[0.812 5, 0.062 5]	[0.25, 0.125]	[0.335, 0.5]

  

方案	$R^3$			$R^4$		
	$u_1$	$u_2$	$u_3$	$u_1$	$u_2$	$u_3$
$x_1$	[0, 0]	[0.75, 0]	[0, 0.67]	[0.5, 0.375]	[0, 0.25]	[0.33, 0.5]
$x_2$	[0.416 8, 0.5]	[0.166 4, 0.166 5]	[0.67, 0.17]	[0, 0]	[0.5, 0.25]	[0, 0]
$x_3$	[0.666 1, 0]	[1, 0]	[0.385 9, 0.614 1]	[0.375, 0.375]	[0.75, 0]	[0.33, 0.67]

表 5 方案的直觉模糊贴进度和排序

备选方案	$D_i^+$	$D_i^-$	$C_i$	排序
$x_1$	0.153 2	0.171 5	0.528 2	3
$x_2$	0.119 3	0.143 6	0.546 2	1
$x_3$	0.192 1	0.229 1	0.543 5	2

由计算结果可以得出, 方案排序为  $x_2 > x_3 > x_1$ , 应选择  $x_2$  调用机动泵进行排水的方式对该事故进行救援.

### 3.5 方法比较与讨论

为了验证本文方法的有效性, 将本文方法与文献 [27] 提出的专家权重的方法进行比较. 文献 [27] 认为, 在同一聚集的专家有相似的偏好信息, 所以聚集内部的专家应分配相同的权重. 但是, 本文认为, 聚集内部成员的偏好虽然相似, 但并不完全一致, 对整个聚集内部的一致性贡献也会不同. 基于这点的考量, 本文提出了双层权重的思想. 为了保证两种方法的可比性, 本文只是针对聚集内部决策者权重的求解做了相应的改变, 采用文献 [27] 的方法得到的结果如表 6 所示, 方案的最终排序为  $x_2 > x_1 > x_3$ .

表 6 采用文献 [27] 方法得出的结果

备选方案	$D_i^+$	$D_i^-$	$C_i$	排序
$x_1$	0.127 3	0.135 8	0.516 8	2
$x_2$	0.131 8	0.162 2	0.551 7	1
$x_3$	0.152 2	0.137 6	0.474 8	3

通过比较可以发现, 这两种方法虽然都确定  $x_2$  是最佳的选择, 但是  $x_1$  与  $x_3$  却具有相反的排序. 造成这种结果的主要原因就是聚集内部决策者权重的差异. 本文认为, 将在同一个聚集中所有专家的权重视为一致是不恰当的, 因为他们的决策偏好虽然相似但并不完全一致, 这也是本文提出双层权重的主要原因.

## 4 结 论

本文针对决策属性评价值为不同语言集的多属性大群体决策问题, 给出了一种基于属性多粒度的区间二元语义的双层权重决策模型. 一方面, 该方法使用基于二元语义表示的属性多粒度决策模型对属性之间差异的表示给出了一个新的方法; 另一方面, 考虑到虽然同一个聚集中每个决策者的偏好类似, 但是对聚集偏好一致性的贡献还是有所差别, 本文利用扩

展的可能度公式来确定决策者权重, 且决策者权重的确定依据它在聚集的相似度, 为求解不确定语言多属性大群体决策问题提供了一种新的途径. 此外, 本文是针对方案属性权重已知情形的研究, 未来将会对方案属性权重未知的情况进行深入的探讨和研究.

### 参考文献(References)

- [1] 徐选华, 陈晓红, 王红伟. 一种面向效用值偏好信息的大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(3): 440-445. (Xu X H, Chen X H, Wang H W. A kind of large group decision-making method oriented utility valued preference information[J]. Control and Decision, 2009, 24(3): 440-445.)
- [2] 徐选华, 张丽媛, 陈晓红. 模糊偏好下基于属性二元关系的群体聚类方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 11(11): 2312-2317. (Xu X H, Zhang L Y, Chen X H. Group clustering method based on binary-relation of attributes with fuzzy preference information[J]. Systems Engineering & Electronics, 2012, 11(11): 2312-2317.)
- [3] 张晓, 樊治平. 基于前景随机占优的多属性多标度大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2014, 29(8): 1429-1433. (Zhang X, Fan Z P. Method for multi-attribute and multi-identifier large group decision making based on prospect stochastic dominance[J]. Control and Decision, 2014, 29(8): 1429-1433.)
- [4] 宋光新, 杨槐. 群决策中的决策行为分析[J]. 学术探索, 2000, 13(3): 48-49. (Song G X, Yang H. Decision behavior analysis in group decision making[J]. Academic Exploration, 2000, 13(3): 48-49.)
- [5] Palomares I, Martínez L, Herrera F. MENTOR: A graphical monitoring tool of preferences evolution in large-scale group decision making[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 58(1): 66-74.
- [6] Xu X H, Du Z J, Chen X H. Consensus model for multi-criteria large-group emergency decision making considering non-cooperative behaviors and minority opinions[J]. Decision Support Systems, 2015, 79: 150-160.
- [7] Xu X H, Zhong X Y, Chen X H, et al. A dynamical consensus method based on exit-delegation mechanism for

- large group emergency decision making[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 86: 237-249.
- [8] 徐泽水. 纯语言多属性群决策方法研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(7): 778-781.  
(Xu Z S. On method of multi-attribute group decision making under pure linguistic information[J]. Control and Decision, 2004, 19(7): 778-781.)
- [9] Cabrerizo F J, Herrera Viedma E, Pedrycz W. A method based on PSO and granular computing of linguistic information to solve group decision making problems defined in heterogeneous contexts[J]. European J of Operational Research, 2013, 230(3): 624-633.
- [10] 张云丰, 王勇. 基于模糊语言信息的多属性群决策方法及应用[J]. 科技管理研究, 2014, 34(19): 208-211.  
(Zhang Y F, Wang Y. A Multi-attribute group decision-making method and application based on fuzzy evaluation information[J]. Science & Technology Management Research, 2014, 34(19): 208-211.)
- [11] 彭勃, 叶春明. 基于不确定纯语言混合调和平均算子的多属性群决策方法[J]. 中国管理科学, 2015, 32(2): 131-138.  
(Peng B, Ye C M. An approach to multiple attribute group decision making based on uncertain pure linguistic hybrid harmonic averaging operator[J]. Chinese Management Science, 2015, 32(2): 131-138.)
- [12] Herrera F, Herrera Viedma E, Martínez L. A fusion approach for managing multi-granularity linguistic term sets in decision making[J]. Fuzzy Sets & Systems, 2000, 114(1): 43-58.
- [13] Herrera F, Martínez L. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems. 1999, 8(6): 746-752.
- [14] Herrera F, Martínez L. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multigranular hierarchical linguistic contexts in multi-expert decision-making[J]. Cybernetics: IEEE Trans on Systems Man & Cybernetics Part B, 2001, 31(2): 227-234.
- [15] 卫贵武. 基于二元语义多属性群决策的投影法[J]. 运筹与管理, 2009, 18(5): 59-63.  
(Wei G W. Project method for multiple attribute group decision making in two-tuple linguistic setting[J]. Operations Research & Management Science, 2009, 18(5): 59-63.)
- [16] 张震, 郭崇慧. 一种基于二元语义信息处理的多属性群决策方法[J]. 控制与决策, 2011, 26(12): 1881-1885.  
(Zhang Z, Guo C H. Multiple attribute group decision making method based on two-tuple linguistic information processing[J]. Control and Decision, 2011, 26(12): 1881-1885.)
- [17] Xu Y, Wang H. Approaches based on 2-tuple linguistic power aggregation operators for multiple attribute group decision making under linguistic environment[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(5): 3988-3997.
- [18] Wei G, Zhao X. Some dependent aggregation operators with 2-tuple linguistic information and their application to multiple attribute group decision making[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5881-5886.
- [19] Wan S P. 2-tuple linguistic hybrid arithmetic aggregation operators and application to multi-attribute group decision making[J]. Knowledge-Based System, 2013, 45(3): 31-40.
- [20] Liu B S, Shen Y H, Chen Y, et al. A two-layer weight determination method for complex multi-attribute large-group decision-making experts in a linguistic environment[J]. Information Fusion, 2015, 23: 156-165.
- [21] You X Y, You J X, Liu H C, et al. Group multi-criteria supplier selection using an extended VIKOR method with interval 2-tuple linguistic information[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4): 1906-1916.
- [22] 乐琦, 樊治平. 具有多粒度不确定语言评价信息的多属性群决策方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1059-1062.  
(Yue Q, Fan Z P. Method for solving multiple attribute group decision-making problems with multi-granularity uncertain linguistic assessment information[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 1059-1062.)
- [23] 戴泉晨, 朱建军, 耿瑞. 方案有类别偏好的多粒度语言灰靶决策方法[J]. 运筹与管理, 2015, 24(1): 108-115.  
(Dai Q C, Zhu J J, Geng R. Multi-granularity linguistic grey target decision method in categories for preference[J]. Operations Research & Management Science, 2015, 24(1): 108-115.)
- [24] Liu S, Chan F T S, Ran W. Multi-attribute group decision-making with multi-granularity linguistic assessment information: An improved approach based on deviation and TOPSIS[J]. Applied Mathematical Modelling, 2013, 37(24): 10129-10140.
- [25] Morente Molinera J A, Pérez I J, Urena M R, et al. On multi-granular fuzzy linguistic modeling in group decision making problems: A systematic review and future trends[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 74(1): 49-60.
- [26] Chen C T, Tai W S. Measuring the intellectual capital performance based on 2-tuple fuzzy linguistic information[J]. Annual Meeting of Apdsi, 2005, 20: 1-9.
- [27] 徐选华, 李芳. 一种面向属性残缺偏好效用矩阵的大群体决策方法[J]. 统计与决策, 2010, 26(21): 6-9.  
(Xu X H, Li F. A large group decision making method based on incomplete preference utility matrix[J]. Statistics & Decision Making, 2010, 26(21): 6-9.)
- [28] Sun B, Ma W, Sun B. An approach to consensus measurement of linguistic preference relations in multi-attribute group decision making and application[J]. Omega, 2015, 51(1): 83-92.
- [29] Mondal T K, Samanta S K. Topology of interval-valued intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets & Systems, 2001, 119(3): 483-494.