

一种大规模群决策中评价信息特征提取方法

宋颖¹, 王健¹, 吴涛^{1,2}

1. 安徽大学数学科学学院, 合肥 230601

2. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230601

摘要:针对大规模群决策问题(Large-scale Group Decision Problem, LGDP), 在多粒度不平衡犹豫语言模糊环境下, 提出了一种决策者评价信息特征提取的方法, 同时考虑到决策者们聚类后形成的不同集群间的权重会受其内决策者差异的影响, 定义了离散系数, 用于修正集群间的权重; 首先, 对决策者提供的多粒度语言进行一致化, 并得到具有概率信息的决策矩阵; 其次, 在计算机视觉分析中, 任意图像都是由RGB三基色构成, 且图像相比于数据更易进行特征提取, 故通过计算决策矩阵中的所有概率数据对应的RGB值得到对应的彩色图像, 运用特征提取算法提取决策矩阵中评价信息的特征, 避免了现有决策方法难以快速有效提取决策矩阵中关键特征的缺点, 且在处理大规模决策问题时更高效和简洁; 之后进一步对决策者进行聚类得到不同的集群, 以新定义的离散系数来得到修正后的集群间权重, 然后通过计算净流大小来对方案排序得到最终决策结果; 最后, 以铁路线路方案的选择为例, 说明了方法的有效性和可行性。

关键词: 决策; 多粒度; 不平衡犹豫语言; 特征提取

中图分类号: C934 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0005.013

A Method for Extracting Evaluation Information Features in Large-scale Group Decision Making

SONG Ying¹, WANG Jian¹, WU Tao^{1,2}

1. School of Mathematical Science, Anhui University, Hefei 230601, China

2. Key Laboratory of Intelligence Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China

Abstract: Aiming at the large-scale group decision problem (LGDP), a feature extraction method for decision makers' evaluation information was proposed under the fuzzy environment of multi-granularity unbalanced hesitant language. Considering that the weights of different clusters formed by decision makers after clustering are affected by the differences of their decision makers, a discrete coefficient is defined to correct the weights between clusters. Firstly, the multi-granularity language provided by decision makers was unified, and the decision matrix with probability information was obtained. Secondly, in computer vision analysis, any image is composed of RGB three primary colors, and the image is easier to extract feature than the data, so the corresponding color image was obtained by calculating the RGB corresponding to all probability data in the decision matrix. The feature extraction algorithm was used to extract the

收稿日期: 2021-03-05 **修回日期:** 2021-05-18 **文章编号:** 1672-058X(2023)05-0096-08

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61806001A); 安徽大学研究生创新项目(Z010111021).

作者简介: 宋颖(1999—), 女, 山西忻州人, 硕士研究生, 从事机器学习与智能计算相关研究.

通讯作者: 吴涛(1970—), 男, 安徽太和人, 博士, 教授, 从事智能计算与统计决策等相关研究. Email: Wutao@ahu.edu.cn.

引用格式: 宋颖, 王健, 吴涛. 一种大规模群决策中评价信息特征提取方法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(5): 96—103.

SONG Ying, WANG Jian, WU Tao. A feature extraction method of evaluating information in large-scale group decision making [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(5): 96—103.

characteristics of the evaluation information in the decision matrix, which avoided the shortcomings of the existing decision methods that are difficult to extract the key features in the decision matrix quickly and effectively, and were more efficient and concise in dealing with large-scale decision problems. After that, the decision makers were further clustered to obtain different clusters, and the revised weight between clusters was obtained by using the newly defined discrete coefficient. Then, the final decision result was obtained by calculating the net flow size to sort the schemes. Finally, the effectiveness and feasibility of the method were illustrated by an example of railway line scheme selection.

Keywords: decision making; multi-granularity; unbalanced hesitant language; feature extraction

1 引言

随着互联网的普及以及社会的发展,决策规模变得越来越大,决策内容也越来越广泛。当参与决策的决策者大于等于20时,决策就称为大规模群决策。基于多粒度不平衡犹豫语言模糊集的大规模群决策问题(LGDM)是群决策的一个重要的研究内容,也是现代决策领域中较为热门的问题之一。其相关知识也被广泛应用于实际问题中,比如应急事件^[1]和选址问题^[2]等。

对于大规模群决策问题,在多粒度不平衡犹豫语言模糊语言环境下,大规模群体决策问题需要考虑很多因素,比如群体中决策者们的偏好信息^[3]以及偏好信息之间的冲突^[4]、决策风险^[5]和决策个体的心理行为^[6]等。

在研究偏好信息方面,比如文献[3]中为了最大程度上保留信息,以多粒度语言分布的形式表达决策者的偏好信息,再基于一种粒度计算模型,提出了一种大规模群决策方法。在群决策中决策者偏好信息之间存在冲突时,文献[4]以一种社会网络来代表决策者之间的冲突,并根据冲突关系将决策者的冲突分成观点冲突和行为冲突两类。在决策风险方面,文献[5]在大规模群决策风险的背景下,构建了一种应急决策风险消除框架,成功降低决策风险。考虑到决策者的心理行为,文献[6]在大规模群决策问题中,利用风险熵去计算决策者在不同状态下的冲突风险,再结合感知效用值可得到方案排序。

但在阅览文献过程中发现以上方面的研究涉及的信息特征一般是在不同的研究背景下由决策者提供,无法单从决策者提供的方案评价信息的决策矩阵中得出。故在Zhang等^[7]提出了一种具有多粒度非平衡犹豫模糊语言信息的多属性大规模群决策方法的基础上,结合图像处理中特征提取的过程,提出一种从决策矩阵中提取决策者信息特征的方法,并将方法融入决策过程中。在决策中引入图像分析方法,将决策矩阵中的信息转化成图像进行特征提取,在处理大规模的决策问题时更具优势且避免了复杂计算过程。最后实

验结果表明方法的合理性和有效性。

2 预备知识

定义1^[8] 设 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个语言术语集, s_i 表示 S 中第 i 个语言术语,若该集合满足以下条件:

- (1) 有序性:若 $i > j$, 则 $s_i > s_j$ 。
- (2) 存在否算子:若 $j = g - i$, 则 $Neg(s_i) = s_j$ 。

定义2^[9] 一个语言术语集中所包含的语言术语的个数成为该语言术语集的粒度,即 $g+1$ 表示 S 的粒度。

定义3^[10] 设 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个语言术语集, $\beta \in [0, g]$ 表示聚合操作后的数值结果,定义在 S 上的 2-tuple 集合 $\bar{S} = S \times [-0.5, 0.5]$, 则与 β 等价的 2-tuple 组为

$$\Delta: [0, g] \rightarrow \bar{S}$$

$$\Delta(\beta) = (s_k, \alpha)$$

其中, $k = \text{round}(\beta)$, $\text{round}(\cdot)$ 是普通的四舍五入算子; $\alpha = \beta - k$ 表示符号转换值, s_k 是与 β 最接近的语言短语。

对于实际中的决策问题,决策者可能会从非均匀对称分布的语言术语集(即非平衡语言术语集)中提供语言术语。非平衡语言信息的建模最初在文献[7]中提出。通常,一个非平衡语言术语集 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_g\}$ 具有最大标签、最小标签和中心标签,也即粒度 $g+1$ 为奇数。

定义4^[11] 设 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个语言术语集,且 R 是实数集合。函数 $NS: S \rightarrow R$ 被定义为 S 的数值尺度,且 $NS(s_i)$ 被称为 s_i 的数值尺度。

在对备选方案进行评估时,决策者有时会犹豫不决。基于这种情况下,Rodríguez^[12]提出了犹豫模糊语言术语集(HFLTTS)。在实际决策问题中为了融合多粒度非平衡语言信息,Dong等^[13]引入了一个函数,将多粒度非平衡语言信息转换为定义在平衡语言术语集上的语言二元组,即如下定义。

定义5^[13] 设 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ 是一个(不)平衡

的语言术语集,且 β_t 是 s_t 的符号比,其中 $s_t \in S, \beta_t \geq 0, t=0, 1, \dots, g$ 且 $\sum_{t=0}^g \beta_t = 1$, 则评 $m = \{ \langle s_t, \beta_t \rangle \mid t=0, 1, \dots, g \}$ 被称为 S 的一个(不)平衡的语言分布评估(LDA)。

3 决策方法

3.1 问题描述

方便起见,设 $I = \{1, 2, \dots, n\}, J = \{1, 2, \dots, m\}, K = \{1, 2, \dots, q\}$; 设 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 是一个备选方案集, 现根据一大群决策者 d_1, d_2, \dots, d_q 提供对每个方案关于属性集 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_m\}$ 的评估来对方案进行排序。由于决策环境的不确定性和决策者知识的不精确,故每个决策者提供的评估结果是犹豫模糊语言术语集(HFLTSs)。

3.2 一种犹豫模糊信息特征提取算法

首先对初始评价数据进行处理,在 3.1 节的决策问题下,设 x_{ij}^k 为第 k 个决策者提供的对第 i 个方案关于第 j 个属性的语言评估,其中 $i \in I, j \in J, k \in K$, 因此得到了每个决策者的决策矩阵 $X^k = (x_{ij}^k)_{n \times m}$ 。在实际的决策问题中,决策矩阵一般是给定的。由于不同的决策者可能使用不同的术语集,且术语集可能是不平衡语言术语集。首先将不平衡 HFLTS 转化为一个统一的平衡语言术语集上的 LDA(文献[7]),并假设 $S^b = \{s_0^b, s_1^b, \dots, s_g^b\}$ 是基础的平衡语言术语集,即将每个 x_{ij}^k 转化为 S^b 一个 LDA $z_{ij}^k = \{ \langle s_t^b, \alpha_{ij,t}^k \rangle \mid t=0, 1, \dots, g \}, i \in I, j \in J, k \in K$ 。因此将每个决策矩阵 X^k 转化为一个 LDA 决策矩阵 $Z^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}$, 将该矩阵作为决策的初始数据。

RGB 是图像处理中常用的颜色空间,也称为颜色通道。世界上任何一种颜色都是由红绿蓝三基色按照不同的比例混合而成的,因此都可以用一组 RGB 值来表达,且 RGB 值的范围为 $[0, 255]$ 。在此基础上给出了定义 6, 它将值为 $[0, 1]$ 之间的数据等比例线性映射成 $[0, 255]$ 上的灰度值,然后将每个灰度值通过 $R(i, j), G(i, j), B(i, j)$ 的映射关系转化为一组 RGB 值,即可得到对应的颜色或色块。通过定义 6 可将值为 $[0, 1]$ 之间的矩阵转化为一幅彩色图像。在图像特征提取中,颜色直方图是最常用的颜色特征,它可以高效地表示出一幅彩色图像的全局颜色分布,是一种很好的衡量图像内容的手段。

定义 6 设 I 为一幅彩色图像,令 $I(i, j)$ 表示图像中 (i, j) 位置的三维颜色通道值向量,则 $I(i, j) = [R(i, j), G(i, j), B(i, j)]$, 其中 $R(i, j), G(i, j), B(i, j)$ 为 (i, j) 位置 RGB 三颜色通道值且

$$R(i, j) = \begin{cases} 0 & f(i, j) \in [0, 95] \\ 2 & f(i, j) = 96 \\ 6+4 * f(i, j) & f(i, j) \in [97, 158] \\ 254 & f(i, j) = 159 \\ 255 & f(i, j) \in [160, 223] \\ 252-4 * f(i, j) & f(i, j) \in [224, 255] \end{cases}$$

$$B(i, j) = \begin{cases} 128+4 * f(i, j) & f(i, j) \in [0, 31] \\ 255 & f(i, j) \in [32, 95] \\ 254 & f(i, j) = 96 \\ 250-4 * f(i, j) & f(i, j) \in [97, 158] \\ 1 & f(i, j) = 159 \\ 0 & f(i, j) \in [160, 255] \end{cases}$$

$$G(i, j) = \begin{cases} 0 & f(i, j) \in [0, 32] \cup [224, 255] \\ 4+4 * f(i, j) & f(i, j) \in [33, 95] \\ 255 & f(i, j) \in [96, 159] \\ 252-4 * f(i, j) & f(i, j) \in [160, 223] \end{cases}$$

$i=1, 2, \dots, W \quad j=1, 2, \dots, H$

$f(i, j) = \text{round}(255 * g(i, j))$, 且 $g(i, j) \in [0, 1]$ 为 (i, j) 位置的初始决策数据, W, H 在初始决策数据中表示为行、列数,在图像 I 中为宽度和高度。

定义 7^[14] 图像的颜色直方图可用如下形式表示:

$$H = \{ (h[c_1], h[c_2], \dots, h[c_n]) \mid \sum_{k=1}^N h[c_k] = 1, 0 \leq h[c_k] \leq 1 \}$$

其中, N 为图像的像素数, n 为图像量化后的颜色数, $h[c_k]$ 为第 k 个颜色在图像中的比例,其公式为

$$h[c_k] = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^W \sum_{j=0}^H \delta(I(i, j) = c_k)$$

$$\text{且 } \delta(I(i, j) = c_k) = \begin{cases} 1 & I(i, j) = c_k \\ 0 & I(i, j) \neq c_k \end{cases}, W \text{ 和 } H \text{ 的意义}$$

与定义 6 中相同。

算法 1: 决策信息特征提取算法

输入: q 个矩阵 J_1, J_2, \dots, J_q , 量化区间数 t

输出: $q \times (t * t * t)$ 维特征矩阵 F

(1) 将 J_1, J_2, \dots, J_q 根据定义 6 转化为 q 张图像 I_1, I_2, \dots, I_q 。

(2) 特征矩阵 F 初始化为零矩阵。

(3) for $i=1, 2, \dots, q$

(4) 对图像的 RGB 三颜色通道分别使用 t 个区间进行量化,并计算图像 I_i 的三维(三通道)颜色直方图 H_i 。

(5) 将 H_i 转换为行向量,并赋给 F 的第 i 行。

(6) end for

3.3 决策流程

将决策者聚类成 N 个集群后,首先计算每个类 C^r , $r=1,2,\dots,N$ 的决策矩阵,这里令 $\bar{Z}^r = (\bar{z}_{ij}^r)_{n \times m}$ 是第 r 簇的决策矩阵,其中

$$\begin{aligned} \bar{z}_{ij}^r &= \{ \langle s_t^B, \bar{\alpha}_{ij,t}^r \rangle \mid t=0,1,\dots,g \}, \text{且如式(1)所示} \\ \bar{\alpha}_{ij,t}^r &= \frac{1}{|C^r|} \sum_{d_k \in C^r} \alpha_{ij,t}^k, i \in I, j \in J, k \in K \end{aligned} \quad (1)$$

接下来计算在每一类 C^r 中决策者的比例,如式(2):

$$Prop^r = \frac{|C^r|}{q}, r=1,2,\dots,N \quad (2)$$

其中, $|C^r|$ 为第 r 类中决策者的个数。

而且,第 r 簇的决策矩阵的不精确指数如式(3)所示

$$Inacc^r = - \frac{1}{\log_2(g+1)mn} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{t=0}^g \bar{\alpha}_{ij,t}^r \log_2 \bar{\alpha}_{ij,t}^r, r=1,2,\dots,N \quad (3)$$

基于每个不精确指数,每簇的决策矩阵的归一化精确指数如式(4)所示:

$$Acc^r = \frac{1 - Inacc^r}{\sum_{r=1}^N (1 - Inacc^r)}, r=1,2,\dots,N \quad (4)$$

考虑每簇的比例以及归一化精确指数,如式(5)所示定义一个集合指数:

$$PA^r = \eta Prop^r + (1-\eta) Acc^r, r=1,2,\dots,N \quad (5)$$

其中 $\eta \in [0,1]$ 。

在对决策者进行聚类后得到 N 个簇,也称为 N 个集群,每个集群中包含着决策意见相接近的一些决策者。为了将每个集群中的决策矩阵通过 PA-IOWA 算子^[7]聚合成一个决策矩阵,需要计算这 N 个集群间的权重向量,文献[7]中定义了式(6)计算集群间权重向量 $\tilde{v} = (\tilde{v}_1, \tilde{v}_2, \dots, \tilde{v}_N)^T$:

$$\tilde{v}_r = Q \left(\frac{\sum_{h=1}^r PA^{\sigma(h)}}{\sum_{h=1}^N PA^h} \right) - Q \left(\frac{\sum_{h=1}^{r-1} PA^{\sigma(h)}}{\sum_{h=1}^N PA^h} \right), r=1,2,\dots,N \quad (6)$$

其中, $Q(x) = x^\gamma, \gamma \in (0,1)$, 这里 $\sigma: \{1,2,\dots,N\} \rightarrow \{1,2,\dots,N\}$ 是一个使得 $PA^{\sigma(r)} \geq PA^{\sigma(r+1)}$ 的排列。

为了将集群内部情况与集群间权重向量的计算过程结合起来,定义了两个决策矩阵之间的距离如下:

定义 8 设 Z_p 和 Z_q 是两个决策矩阵,其中

$Z_m = (z_{ij}^m)_{n \times m}, z_{ij}^m = \{ \langle s_t^B, \alpha_{ij,t}^m \rangle \mid t=0,1,\dots,g \}, m=p,q$ 则两者之间的距离如式(7)所示:

$$dis(Z_p, Z_q) = \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left| \sum_{t=0}^g (\alpha_{ij,t}^p - \alpha_{ij,t}^q) \right|^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

然后定义每个集群内决策者之间的相似性度量的最大、最小以及平均值如式(8)所示:

$$d_{\max}^r = \max_{i,j \in I^r} dis(Z_i, Z_j)$$

$$d_{\min}^r = \min_{i,j \in I^r} dis(Z_i, Z_j)$$

$$\bar{d}^r = \frac{1}{C^2} \sum_{\substack{C^r \\ i,j \in I^r, i < j}} dis(Z_i, Z_j) \quad (8)$$

这里 $I^r (r=1,2,\dots,N)$ 为第 r 个集群中决策者的下标集合。

各个集群的离散情况不同,例如,在某一个集群内,有一个决策者和其他的决策者差异都比较大,而其他决策者之间差异极小,在类似这样的情况下,单用 d_{\max}^r 或者 d_{\min}^r 描述集群的可靠程度,都会出现一些偏差。为了更好地描述集群内部情况对集群间权重的影响,通过为 d_{\max}^r 和 d_{\min}^r 赋予权重来定义一个集群的离散系数 c_r ,如式(9)所示:

$$c_r = \frac{1}{e^{b_r}}, r=1,2,\dots,N \quad (9)$$

其中

$$b_r = \frac{|d_{\max}^r - \bar{d}^r|}{|d_{\max}^r - \bar{d}^r| + |d_{\min}^r - \bar{d}^r|} d_{\max}^r + \frac{|d_{\min}^r - \bar{d}^r|}{|d_{\max}^r - \bar{d}^r| + |d_{\min}^r - \bar{d}^r|} d_{\min}^r, r=1,2,\dots,N$$

在定义的离散系数下,认为一个集群的离散系数越大,则集群越不可靠,那么集群所占的权重就应该减小。故通过式(10)计算新的集群间权重:

$$v_r = \frac{\tilde{v}_r + c_r}{\sum_{r=1}^N \tilde{v}_r + c_r}, r=1,2,\dots,N \quad (10)$$

在计算出集群间权重后,即可通过 PA-IOWA 算子将每簇的 LDA 决策矩阵聚合成一个集体决策矩阵,记为 $\bar{Z}^r = (\bar{z}_{ij}^r)_{n \times m}$, 其中 $\bar{z}_{ij}^r = \{ \langle s_t^B, \bar{\alpha}_{ij,t}^r \rangle \mid t=0,1,\dots,g \}$ 。

接下来通过 DAWA 算子来聚合属性间权重,以此获得每个方案的集体评估。如果属性间权重是已知的,即 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)^T$, 则第 i 个方案的集体评估记为 $\bar{z}_i = \{ \langle s_t^B, \bar{\alpha}_{i,t} \rangle \mid t=0,1,\dots,g \}$, 其中 $\bar{\alpha}_{i,t}$ 如式(11)所示:

$$\bar{\alpha}_{i,t} = \sum_{j=1}^m \omega_j \bar{\alpha}_{ij,t}, t=0,1,\dots,g, i \in I \quad (11)$$

如果属性间权重未知,由文献[8]中提出的最大偏差法可确定权重,如式(12)所示:

$$\omega_j = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n \left| \sum_{t=0}^g t(\bar{\alpha}_{ij,t} - \bar{\alpha}_{lj,t}) \right|}{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n \left| \sum_{t=0}^g t(\bar{\alpha}_{ij,t} - \bar{\alpha}_{lj,t}) \right|}, j \in J \quad (12)$$

接下来用基于优势度的方法来对备选方案进行排序。设 p_{ij} 是方案 A_i 优于方案 A_j 的优势度,如式(13)所示

$$p_{ij} = \sum_{l=0}^g \sum_{t=0}^l \alpha_{i,t} \alpha_{j,t} - 0.5 \sum_{t=0}^g \alpha_{i,t} \alpha_{j,t}, i, j \in I \quad (13)$$

可以证明 $0 \leq p_{ij} \leq 1, p_{ij} + p_{ji} = 1, p_{ii} = 0.5$ 。

每个方案的净流量表示为 $\Phi(A_i)$,且如式(14)所示:

$$\Phi(A_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1, j \neq i}^n 2p_{ij} - 1, i \in I \quad (14)$$

再对每个 $\Phi(A_i)$ 进行排序,其值越大,方案 A_i 越好。

综上所述,决策流程分为以下步骤:

步骤 1 收集决策者的评价信息作为决策矩阵。

步骤 2 对决策者的多粒度语言进行一致化并转化为 LDA 决策矩阵。

将所有具有非平衡犹豫模糊语言信息的决策矩阵都转化为统一的平衡语言术语集上的 LDA 决策矩阵,使得数据具有概率信息,并将每个 LDA 决策矩阵中的 $\alpha_{ij,t}^k$ 取出作为该决策者的原始决策矩阵数据。

步骤 3 提取决策矩阵信息中的特征。

所有决策矩阵数据通过算法 1 转化为彩色图像,并提取颜色直方图作为特征向量。

步骤 4 决策者聚类。

对步骤 3 得到的特征矩阵做 Kmeans 聚类,也即将决策者聚类成 k 个不同的集群,其中 k 值由误差平方和(SSE)和轮廓系数来确定。聚类后使用式(1)计算得出每个集群的决策矩阵。

步骤 5 计算权重向量。

由改进后的方法使用式(2)一式(10)去计算集群间的权重向量,并通过 PA-IOWA 算子将集群决策矩阵聚合成总体决策矩阵。由式(12)计算属性间权重向量,并使用式(11)得到每个方案的集体评估。

步骤 6 计算每个备选方案的净流量并排序。

使用基于优势度的方法由式(13)一式(14)计算得出每个方案的净流 $\Phi(A_i)$,即可得出方案的排序结果。具体流程如图 1 所示。

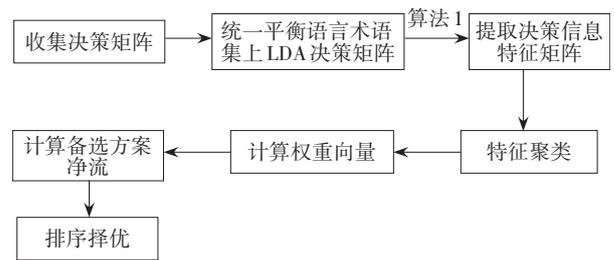


图 1 决策流程图

Fig. 1 Decision flow chart

4 实例分析

假设中国某城市的政府打算在公共交通系统中增加一条新的地铁线路。经过初步讨论后,确定了 4 个备选方案 X_1, X_2, X_3, X_4 。邀请来自不同领域的 20 名专家(d_1, d_2, \dots, d_{20}),关于以下 4 个属性选择最佳方案,即社会影响 U_1 ,环境影响 U_2 ,方案预算 U_3 ,技术可行性 U_4 。由于决策者知识的模糊性和不确定性,故 20 个决策者使用 HFLTS 来给出他们对 4 个方案的评估。此外,使用了不同的语言术语集。实例中每个决策者使用的语言术语集的含义和数值尺度,以及每个决策者的决策矩阵来源于文献[7]和文献[15]。

假设在一个基础的平衡语言术语集 $S^B = \{s_0^B, s_1^B, \dots, s_9^B\}$ 上,将给定的 20 决策矩阵转化为在该术语集上的 LDA 决策矩阵。以转化后的决策矩阵为基础数据作分析,首先根据定义 6 将每个决策者的 LDA 决策矩阵转化为一幅彩色图像,如图 2 是其中一个决策矩阵转化后直观的类似人脸的图像,从左到右,从上到下共 4 块,分别表示在第一到第 4 个属性下,每块有 4 行(第三块为 4 列)从上到下(第三块从左到右)表示该决策者对第一到第 4 个方案的评估数据。

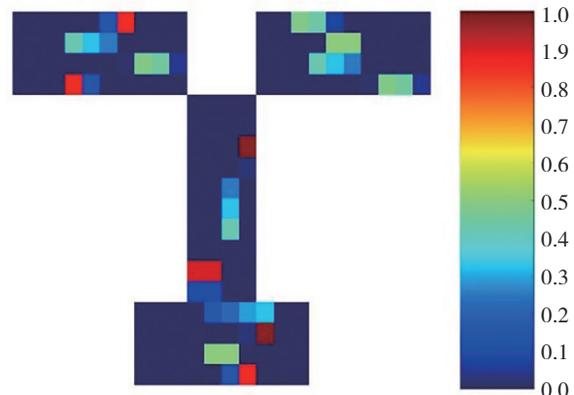


图 2 决策矩阵图

Fig. 2 Decision matrix graph

得到图像后,通过算法 1 提取其特征,再对 20 位决策者的评价信息特征进行聚类,以便后续决策。

在聚类过程中,有两个值需要确定即量化区间的个数 t 以及 Kmeans 聚类中的 k 值。对于 t 的选取,用到了 DB 指数即 D_{BI} ,指数越小表示聚类效果越好,计算

不同量化区间下的 DBI,如表 1 所示。由于实例中的决策者为 20 个,通过表 1 可以看出,量化成 4 个区间时聚类效果最好。

表 1 不同量化区间数下的 D_{BI}

Table 1 D_{BI} under different quantitative interval numbers

量化区间数/个	DB 指数 (D_{BI})
3	1.399 4
4	1.032 8
5	1.533 3
6	1.286 7
7	1.650 5
8	1.447 6
9	1.251 2
10	1.419 2

对于聚类个数 k 的选取,将误差平方和(SSE)和轮廓系数作为衡量聚类效果的指标,分别有图 3 和图 4。对图 3 找下降速率最大的点对应的 k 值即 $k=3$ 为最佳聚类数,由于图 3 下降速率快慢不太明显,故采用第二个指标作辅助验证。对图 4 找轮廓系数最大的点对应的 k 值即 $k=3$,因此得到最佳聚类数为 3。

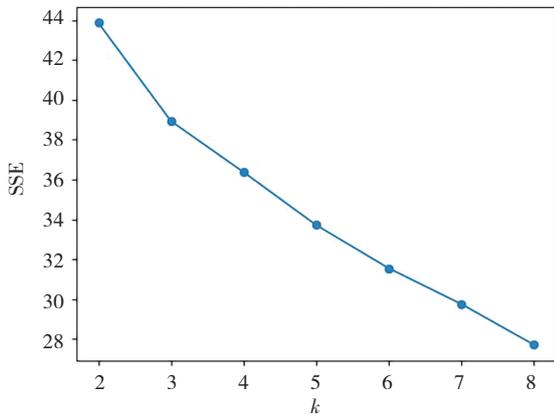


图 3 SSE 确定最佳聚类数图

Fig. 3 SSE to determine the optimal number of clusters

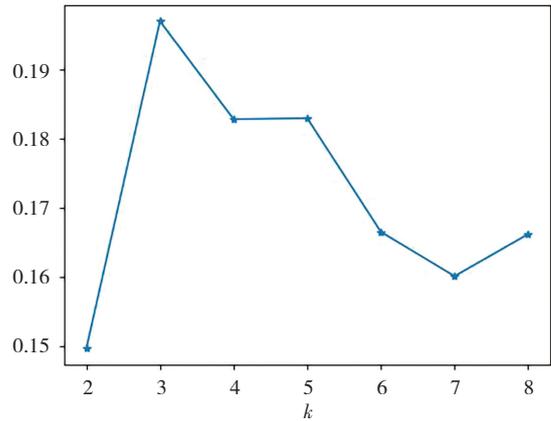


图 4 轮廓系数确定最佳聚类数图

Fig. 4 Silhouette coefficient to determine the optimal number of clusters

接下来对这 20 个决策者进行聚类,将其分成三类,聚类结果如下:

$$C^1 = \{d^1, d^2, d^3, d^5, d^6, d^{18}\}$$

$$C^2 = \{d^4, d^8, d^9, d^{11}, d^{15}, d^{20}\}$$

$$C^3 = \{d^7, d^{10}, d^{12}, d^{13}, d^{14}, d^{16}, d^{17}, d^{19}\}$$

由式(5),可得 3 个集群的决策矩阵。这里假设 $\eta=0.5$,再由式(9)可得出:

各个集群的集合指数为 $PA^1=0.344 4, PA^2=0.325 2, PA^3=0.330 4$ 。

设 $Q(x)=x^{1/2}$,则由式(10)可计算得原集群间权重为 $\tilde{v}_1=0.586 9, \tilde{v}_2=0.178 5, \tilde{v}_3=0.234 6$ 。对权重改进后,由式(11)一式(13)可得各个集群的离散系数为 $c_1=0.057 6, c_2=0.098 6, c_3=0.058 0$,最后由式(14)得到最终集群间权重向量为 $v=(0.530 8, 0.228 2, 0.241 0)^T$ 。由 PA-IOWA 算子可聚合得到总体决策矩阵,如表 2 所示。

表 2 总体决策矩阵

Table 2 Collective decision matrix

	U_1	U_2	U_3	U_4
A_1	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0)\}$	$\{(s_0^B, 0.045 0), (s_1^B, 0.087 4)\}$	$\{(s_0^B, 0.074 5), (s_1^B, 0.084 7)\}$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0)\}$
	$(s_2^B, 0.000 9), (s_3^B, 0.022 5)$	$(s_2^B, 0.236 8), (s_3^B, 0.301 0)$	$(s_2^B, 0.070 1), (s_3^B, 0.048 9)$	$(s_2^B, 0.003 7), (s_3^B, 0.169 1)$
	$(s_4^B, 0.179 2), (s_5^B, 0.226 6)$	$(s_4^B, 0.060 7), (s_5^B, 0.036 5)$	$(s_4^B, 0.052 3), (s_5^B, 0.052 1)$	$(s_4^B, 0.077 0), (s_5^B, 0.079 5)$
	$(s_6^B, 0.528 2), (s_7^B, 0.042 5)$	$(s_6^B, 0.013 3), (s_7^B, 0.022 9)$	$(s_6^B, 0.137 7), (s_7^B, 0.157 9)$	$(s_6^B, 0.303 8), (s_7^B, 0.109 8)$
	$(s_8^B, 0), (s_9^B, 0)\}$	$(s_8^B, 0.111 6), (s_9^B, 0.084 9)\}$	$(s_8^B, 0.246 1), (s_9^B, 0.075 6)\}$	$(s_8^B, 0.059 4), (s_9^B, 0.197 6)\}$

续表(表2)

A_2	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0.069 9), (s_1^B, 0.138 5),$
	$(s_2^B, 0.008 9), (s_3^B, 0.299 8),$	$(s_2^B, 0.001 9), (s_3^B, 0.050 2),$	$(s_2^B, 0.005 9), (s_3^B, 0.183 0),$	$(s_2^B, 0.041 0), (s_3^B, 0.021 8),$
	$(s_4^B, 0.142 8), (s_5^B, 0.122 5),$	$(s_4^B, 0.319 0), (s_5^B, 0.322 8),$	$(s_4^B, 0.158 2), (s_5^B, 0.1389),$	$(s_4^B, 0.008 8), (s_5^B, 0.016 1),$
	$(s_6^B, 0.150 5), (s_7^B, 0.056 8),$	$(s_6^B, 0.095 9), (s_7^B, 0.083 7),$	$(s_6^B, 0.039 2), (s_7^B, 0.122 0),$	$(s_6^B, 0.129 0), (s_7^B, 0.223 3),$
$(s_8^B, 0.128 7), (s_9^B, 0.090 0)\}$	$\{(s_8^B, 0.084 1), (s_9^B, 0.042 5)\}$	$\{(s_8^B, 0.207 6), (s_9^B, 0.145 1)\}$	$\{(s_8^B, 0.155 8), (s_9^B, 0.195 8)\}$	
A_3	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0.073 8),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0.015 1), (s_1^B, 0.006 5),$
	$(s_2^B, 0), (s_3^B, 0.052 0),$	$(s_2^B, 0.046 4), (s_3^B, 0.403 7),$	$(s_2^B, 0.001 1), (s_3^B, 0.013 9),$	$(s_2^B, 0.010 5), (s_3^B, 0.244 1),$
	$(s_4^B, 0.134 4), (s_5^B, 0.142 0),$	$(s_4^B, 0.171 0), (s_5^B, 0.127 6),$	$(s_4^B, 0.181 8), (s_5^B, 0.188 5),$	$(s_4^B, 0.314 6), (s_5^B, 0.293 4),$
	$(s_6^B, 0.203 4), (s_7^B, 0.080 2),$	$(s_6^B, 0.162 1), (s_7^B, 0.015 3),$	$(s_6^B, 0.113 5), (s_7^B, 0.025 4),$	$(s_6^B, 0.099 1), (s_7^B, 0.016 7),$
$(s_8^B, 0.217 1), (s_9^B, 0.170 8)\}$	$\{(s_8^B, 0), (s_9^B, 0)\}$	$\{(s_8^B, 0.062 0), (s_9^B, 0.413 7)\}$	$\{(s_8^B, 0), (s_9^B, 0)\}$	
A_4	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$	$\{(s_0^B, 0.001 0), (s_1^B, 0.038 5),$	$\{(s_0^B, 0), (s_1^B, 0),$
	$(s_2^B, 0.038 8), (s_3^B, 0.307 1),$	$(s_2^B, 0), (s_3^B, 0),$	$(s_2^B, 0.243 1), (s_3^B, 0.166 7),$	$(s_2^B, 0), (s_3^B, 0.016 2),$
	$(s_4^B, 0.236 5), (s_5^B, 0.217 5),$	$(s_4^B, 0.083 3), (s_5^B, 0.102 3),$	$(s_4^B, 0.061 3), (s_5^B, 0.060 7),$	$(s_4^B, 0.133 4), (s_5^B, 0.166 6),$
	$(s_6^B, 0.177 1), (s_7^B, 0.023 0),$	$(s_6^B, 0.330 2), (s_7^B, 0.302 7),$	$(s_6^B, 0.149 7), (s_7^B, 0.070 1),$	$(s_6^B, 0.435 2), (s_7^B, 0.056 2),$
$(s_8^B, 0), (s_9^B, 0)\}$	$\{(s_8^B, 0.107 7), (s_9^B, 0.073 8)\}$	$\{(s_8^B, 0.159 1), (s_9^B, 0.040 9)\}$	$\{(s_8^B, 0.031 9), (s_9^B, 0.160 6)\}$	

由式(16)可得属性间权重向量为 $\omega = (0.229 2, 0.323 8, 0.240 5, 0.206 5)^T$,再由式(15)可得每个方

表 3 方案的集体评估

Table 3 Collective assessments of the four plans

方 案	评估指标
A_1	$\{(s_0^B, 0.030 7), (s_1^B, 0.047 3), (s_2^B, 0.095 9), (s_3^B, 0.149 8), (s_4^B, 0.093 6),$ $(s_5^B, 0.098 5), (s_6^B, 0.230 7), (s_7^B, 0.072 3), (s_8^B, 0.100 0), (s_9^B, 0.081 2)\}$
A_2	$\{(s_0^B, 0.013 0), (s_1^B, 0.025 7), (s_2^B, 0.011 8), (s_3^B, 0.139 2), (s_4^B, 0.181 0),$ $(s_5^B, 0.174 2), (s_6^B, 0.104 9), (s_7^B, 0.110 4), (s_8^B, 0.134 9), (s_9^B, 0.104 9)\}$
A_3	$\{(s_0^B, 0.002 8), (s_1^B, 0.026 3), (s_2^B, 0.018 0), (s_3^B, 0.199 2), (s_4^B, 0.190 1),$ $(s_5^B, 0.174 8), (s_6^B, 0.151 4), (s_7^B, 0.035 0), (s_8^B, 0.070 9), (s_9^B, 0.131 5)\}$
A_4	$\{(s_0^B, 0.002 1), (s_1^B, 0.008 0), (s_2^B, 0.060 8), (s_3^B, 0.119 7), (s_4^B, 0.129 0),$ $(s_5^B, 0.136 4), (s_6^B, 0.271 3), (s_7^B, 0.133 9), (s_8^B, 0.075 5), (s_9^B, 0.063 3)\}$

再由式(17),得到优势度矩阵:

$$P = \begin{pmatrix} 0.500 0 & 0.443 5 & 0.484 0 & 0.448 3 \\ 0.556 5 & 0.500 0 & 0.542 9 & 0.505 2 \\ 0.516 0 & 0.457 1 & 0.500 0 & 0.451 7 \\ 0.551 7 & 0.494 8 & 0.548 3 & 0.500 0 \end{pmatrix}$$

由式(18)得到各个方案的净流量为: $\Phi(A_1) = -0.082 8, \Phi(A_2) = 0.031 8, \Phi(A_3) = -0.050 2, \Phi(A_4) =$

$0.063 2$,则有 $A_4 > A_2 > A_3 > A_1$ 。由此得出方案 A_4 为最佳方案。结果与文献[4]中方案排序结果 $A_2 > A_4 > A_3 > A_1$ 不同,这是由于考虑了不同集群间决策者之间的差异对集群间权重的影响,使得决策结果更加合理。

5 结 论

在大规模群决策中,提出了一种全新的提取决策信息特征的方法,方法主要思想是将决策数据转化为

彩色图像进行特征提取。由于方法可由计算机编程实现而使得决策过程具有很高的效率,也更加直观地反映了决策信息。

图像有颜色、纹理和形状等多种特征,选取了最直观的颜色特征,同时,提取的特征可能反映了决策者的偏好信息或心理行为等具体特征抑或是综合作用下的特征。因此,选取更加精确的图像特征以及图像特征与决策信息之间具体关系需要进一步研究和思考。

参考文献(References):

- [1] WU Z B, XU J P. A consensus model for large-scale group decision making with hesitant fuzzy information and changeable clusters [J]. *Information Fusion*, 2018, 41: 217—231.
- [2] LIU B S, SHEN Y, CHEN X, et al. A partial binary tree DEADA cyclic classification model for decision makers in complex multi-attribute large-group interval-valued intuitionistic fuzzy decision-making problems[J]. *Information Fusion*, 2014, 18: 119—130.
- [3] ZHANG Z, GUO C H, MARTÍNEZ L. Managing multigranular linguistic distribution assessments in large-scale multi-attribute group decision making [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(11): 3063—3076.
- [4] DING R X, WANG X, SHANG K, et al. Social network analysis-based conflict relationship investigation and conflict degree-based consensus reaching process for large-scale decision making using sparse representation [J]. *Information Fusion*, 2019, 50: 251—272.
- [5] XU X H, LUO X T. Information entropy risk measure applied to large group decision-making method [J]. *Soft Computing*, 2019, 23(13): 4987—4997.
- [6] 徐选华, 刘洁, 陈晓红. 基于冲突风险熵和后悔规避的多属性大群体应急决策方法 [J]. *信息与控制*, 2018, 47(2): 214—222.
XU Xuan-hua, LIU Jie, CHEN Xiao-hong. Multi-attribute large-group emergency decision-making method for entropy of conflict risks and regret aversion [J]. *Information and Control*, 2018, 47(2): 214—222.
- [7] ZHANG Z. Managing multigranular unbalanced hesitant fuzzy linguistic information in multi-attribute large-scale group decision making: a linguistic distribution-based approach [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(11): 217—222.
- [8] RODRÍGUEZ R M, MARTÍNEZ L, HERRERA F. A group decision making model dealing with comparative linguistic expressions based on hesitant fuzzy linguistic term sets [J]. *Information Sciences*, 2013, 24: 28—42.
- [9] MARTÍNEZ L, HERRERA F. The 2-tuple linguistic model-computing with words in decision making [M]. Springer International Publishing Switzerland, 2015.
- [10] HERRERA F, MARTÍNEZ L. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2000, 8(6): 746—752.
- [11] DONG Y, XU Y, YU S. Computing the numerical scale of the linguistic term sets for the 2-tuple fuzzy linguistic representation model [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems: A Publication of the IEEE Neural Networks Council*, 2009, 17(6): 1366—1378.
- [12] RODRÍGUEZ R M, MARTÍNEZ L, HERRERA F. Hesitant fuzzy linguistic term sets for decision making [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems: A Publication of the IEEE Neural Networks Council*, 2012, 20(1): 109—119.
- [13] DONG. Multigranular unbalanced linguistic distribution assessments with interval symbolic proportions [J]. *Knowledge Based Systems*, 2015, 82: 139—151.
- [14] SHI Z J, WANG X Q, GUO S J. A novel consensus model for multi-attribute large-scale group decision making based on comprehensive behavior classification and adaptive weight updating [J]. *Knowledge-based Systems*, 2018, 58(11): 196—208.
- [15] 汪启伟. 图像直方图特征及其应用研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
WANG Qi-wei. Research on image histogram feature and its application [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.