doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2022.0004.010

基于 FCM 的大规模群体决策方法

方　越[1], 吴　涛[1,2], 刘　帅[1], 陈　向[1]

(1. 安徽大学 数学科学学院, 合肥 230601; 2. 安徽大学 计算机智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230039)

摘　要: 针对大规模多属性群体决策问题在不平衡犹豫模糊语言环境下难以确定决策者偏好权重的问题,提出了同一模糊集群中,单个决策者偏好权重的计算方法。首先,在不平衡犹豫模糊语言环境下,引入同一集群内单个决策者偏好权重这一概念;之后,在 FCM 算法基础上,利用算法产生的聚类中心和决策者与所属集群的隶属度,定义了新的偏好权重计算公式以及集群的决策矩阵计算公式,由此得到一种新的大规模群体决策方法;最后,通过实例验证了方法的可行性和有效性。

关键词: 模糊聚类; 大规模群体决策; 聚类中心; 不平衡犹豫模糊语言术语集

中图分类号: C934　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1672-058X(2022)04-0077-06

0　引　言

对于经典的群体决策问题(GDM),通常假设只有一小部分决策者参与决策过程。但是随着技术发展和社会需求的增加,如网络社交、网络课程、电子购物和电子商务等网络需求的提升,越来越多的人可以参与决策过程。由于决策者的个人差异以及知识和文化背景的不同,使 GDM 活动变得越来越复杂。这种 GDM 问题通常被称为大规模群体决策(LGDM)问题。

由于 LDGM 问题的决策者很多,成分复杂,针对决策者的聚类问题,很多学者都进行了深入的研究,Zahir, Liu, Ding 等[1-3]都提出了自己的聚类方法。针对可能具有聚类结构的大规模群体,Zahir[1]提出使用相似性度量将个体分组为自然聚类的算法;Liu 等[2]利用“利益群体”与实际决策信息相结合的思想,对区间值直觉模糊环境中复杂多属性大群体决策问题中的决策者进行分类,建立部分二元树 DEA-DA 循环分类模型,实现了多组的分类;Ding 等[3]提出一种基于稀疏表示的直观模糊聚类方法来解决大规模决策问题。

但是在 LGDM 问题中,决策者在提供语言评估时往往会有一些犹豫和不确定,对于这种在不平衡犹豫模糊语言环境下的 LGDM 问题,以上这些聚类方法都显得有些力不从心。针对这个情况,Rodriguez 等[4]首先提出犹豫模糊语言术语集(HFLTS),这样一来,就能更好地在犹豫模糊环境下描述决策者的决策结果;在此基础上,针对不平衡犹豫模糊语言环境下的模糊聚类问题,Zhang 等[5]提出语言术语分布评估(LDA)概念,之后他又提出可以将不平衡犹豫模糊语言术语集转化为 LDA 算法[6],这种算法很巧妙地将决策者们不平衡的犹豫模糊语言术语转化成为统一的、方便识别与读取的基于 LDA 的语言术语集,这使得模糊聚类算法在不平衡犹豫模糊语言环境下 LDGM 中的应用更加方便、可靠。在此基础上,提出一种不平衡犹豫模糊语言环境下基于 FCM 的大规模群体决策方法,但是这

收稿日期: 2021-03-05; **修回日期:** 2021-08-07.

基金项目: 国家大学生创新创业训练计划项目(202110357006).

作者简介: 方越(1996—), 男, 安徽安庆人, 硕士研究生, 从事智能计算和统计决策相关研究.

通讯作者: 吴涛(1970—), 男, 安徽太和人, 教授, 博士, 从事智能分析与决策、信息粒计算与智能计算研究. Email: Wutao@ahu.edu.cn.

种方法也存在着一定的缺陷,它没有计算同一集群内决策者的偏好权重。本文进一步利用模糊聚类算法产生的信息,通过使用聚类中心,引入了模糊集群中单个决策者偏好权重的概念,提出一种新的计算决策者偏好权重的方法,实验结果表明该方法的决策结果更可靠。

1 预备知识

定义 1[7] 设 $S=\{s_0,s_1,\cdots,s_g\}$ 表示一个语言术语集,其中 s_i 表示 S 中的第 i 个语言项,而 $g+1$ 是基数,一个语言术语集应该满足以下条件:

(1) 集合满足:当 $i>j$ 时,$s_i>s_j$;

(2) 否定运算符:当 $j=g-i$ 时,$\mathrm{Neg}(s_i)=s_j$。

定义 2[8] S 是一个语言术语集,$\mathrm{NS}(s_i)$ 是 s_i 的数值尺度,$i=1,2,\cdots,g$;S 如果满足以下条件,那么它是一个均匀对称分布的语言术语集:

(1) 存在唯一的常数 $\lambda>0$,满足 $\mathrm{NS}(s_i)-\mathrm{NS}(s_j)=\lambda(i-j)$,$i,j=0,1,\cdots,g$;

(2) 设 $S^R=\{s\mid s\in S,s>s^*\}$,$S^L=\{s\mid s\in S,s<s^*\}$,其中 s^* 是 S 的中间数,设$\#S^R$,$\#S^L$ 分别是 S^R 和 S^L 的基数,则有$\#S^R=\#S^L$。

如果 S 是一个均匀对称分布的语言术语集,则 S 被称为关于数值尺度 NS 的平衡语言术语集,一般将 S 记为 S^B;否则,S 被称为关于数值尺度 NS 的不平衡语言术语集。

定义 3[9] 设 $S=\{s_0,s_1,\cdots,s_g\}$ 表示一个不平衡语言术语集,称定义在 S 上的一个连续语言术语有序的有限子集 H^s 是不平衡的犹豫模糊语言术语集。

2 不平衡犹豫模糊语言环境下的 FCM 方法

对于 LGDM 问题,通常需要基于决策矩阵对决策者进行分类集群,以便同一集群中的决策者彼此相似,不同集群中的决策者彼此有较大差异。聚类的方法有很多,这里使用经典的模糊均值聚类(FCM)算法,假设有 n 个方案 $A^1,A^2,\cdots,A^n$,m 个属性且要把 p 个决策者 $d_1,d_2,\cdots,d_p$ 分成 N 个集群。

在对决策者进行聚类前,基于平衡的语言术语集 $S^B=\{s_0^B,s_1^B,\cdots,s_g^B\}$,将决策者的不平衡犹豫决策矩 $\boldsymbol{X}^k$ 转换成统一的 LDA 决策矩阵 $\boldsymbol{Z}^k(k=1,2,\cdots,p)$[6]。其中,$\boldsymbol{Z}^k=(z_{ij}^k)_{n\times m}$,且有 $z_{ij}^k=\{\langle s_t^B,\alpha_{ij,t}^k\rangle\mid t=0,1,2,\cdots,g\}$,$\alpha_{ij,t}^k$ 表示第 k 个决策者就第 j 个属性对第 i 个方案评价为 s_t^B 的偏好权重($k=1,2,..,p$;$i=1,2,\cdots,n$;$j=1,2,\cdots,m$)。

聚类的参数计算:假设集群的数量为 N,每个集群中心的决策矩阵为 $\boldsymbol{Z}_{ij}^{r,0}=\{\langle s_t^B,\beta_{ij,t}^{r,0}\rangle\mid t=0,1,2,\cdots,g\}$。其中,$\sum_{t=0}^{g}\beta_{ij,t}^{r,0}=1$,$\beta_{ij,t}^{r,0}\geqslant 0$;$t=0,1,\cdots,g$;$i$ 表示第 i 个方案;j 表示第 j 个属性($i=0,1,\cdots,n$;$j=0,1,\cdots,m$)。

决策者属于集群的隶属度由定义 4 和定义 5 计算。

定义 4 设 $\boldsymbol{Z}^{r,l}=(z_{ij}^{r,l})_{n\times m}$ 为第 l 次迭代后第 r 个集群 $C^{r,l}$ 的决策矩阵,其中 $z_{ij}^{r,l}=\{\langle s_t^B,\beta_{ij,t}^{r,l}\rangle\mid t=0,1,2,\cdots,g\}$ 是一个定义在 S^B 上的 LDA,则第 k 个决策者的决策矩阵 $\boldsymbol{Z}^k$ 与 $\boldsymbol{Z}^{r,l}$ 的距离公式如式(1)所示:

$$dis(\boldsymbol{Z}^k,\boldsymbol{Z}^{r,l})=\left(\frac{1}{mng}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\left|\sum_{t=0}^{g}(\alpha_{ij,t}^k-\beta_{ij,t}^{r,l})\right|^2\right)^{\frac{1}{2}}$$
$$k=0,1,\cdots,p \tag{1}$$

这里使用欧式距离公式来计算决策矩阵间的距离。其中,$\alpha_{ij,t}^k$ 表示表示第 k 个决策者就第 j 个属性对第 i 个方案评价为 s_t^B 的偏好权重;$\beta_{ij,t}^{r,l}$ 表示第 r 个集群在第 l 次迭代的决策矩阵中就第 j 个属性对第 k 个方案评价为 s_t^B 的偏好权重($k=1,2,\cdots,p$;$i=1,2,\cdots,n$;$j=1,2,\cdots,m$)。

定义 5[6] $\boldsymbol{Z}^k$,$\boldsymbol{Z}^{r,l}$ 和 $C^{r,l}$ 的定义与定义 4 相同,则决策者 d_k 与集群 $C^{r,l}$ 的隶属度如式(2)所示:

$$\mu(d_k,C^{r,l})=\frac{(1/dis(\boldsymbol{Z}^k,\boldsymbol{Z}^{r,l}))^{1/(b-1)}}{\sum_{r=1}^{N}(1/dis(\boldsymbol{Z}^k,\boldsymbol{Z}^{r,l}))^{1/(b-1)}}$$
$$k=1,2,\cdots,p;r=1,2,\cdots,N \tag{2}$$

其中,b 是簇的模糊度,即 b 值越大,簇就越模糊。在这里,b 是区间[1.5,2.5]中的一个常数。

基于隶属度,可以通过定义 6 进一步计算更新的集群中心的决策矩阵。

定义 6[6] 设 $\boldsymbol{Z}^k$ 和 $\mu(d_k,C^{rl})$ 的定义分别和定义 4 与定义 5 相同,则更新后集群的中心决策矩阵为 $\boldsymbol{Z}^{r,l+1}=(z_{ij}^{r,l+1})_{n\times m}$,其中 $z_{ij}^{r,l+1}=\{\langle s_t^B,\beta_{ij,t}^{r,l+1}\rangle\mid t=0,1,2,\cdots,g\}$,如式(3)所示:

$$\beta_{ij,t}^{r,l+1}=\frac{\sum_{k=1}^{p}\mu(d_k,C^{r,l})\alpha_{ij,t}^k}{\sum_{k=1}^{p}\mu(d_k,C^{r,l})} \tag{3}$$
$$t=0,1,\cdots,g;i=0,1,\cdots,n$$
$$j=1,2,\cdots,m;r=1,2,\cdots,N$$

最后,两次迭代之间的隶属度变化[6]如式(4)所示:

$$Var^l=\frac{1}{Np}\sum_{k=1}^{p}\sum_{r=1}^{N}\left|\mu(d_k,C^{r,l})-\mu(d_k,C^{r,l+1})\right| \tag{4}$$

在这里,$\mu(d_k,C^{r,l})$ 和 $\mu(d_k,C^{r,l+1})$ 分别表示 d_k 与 $C^{r,l}$,d_k 与 $C^{r,l+1}$ 的隶属度。可以事先设定一个阈值

$\varepsilon>0$，如果 $Var^l>\varepsilon$，则迭代继续；否则，迭代终止，d_k 将被分配给隶属度最大的集群。

聚类过程：

第一步：首先确定阈值 $\varepsilon>0$，让迭代数 l 为 0，并随机生成第 l 次迭代的集群中心（由一些 LDA 决策矩阵表示）；

第二步：通过式（1）（2）计算隶属度；

第三步：通过式（3）更新中心决策矩阵；

第四步：令 $l=l+1$，并更新隶属度；

第五步：计算式（4），如果 $Var^l>\varepsilon$，则返回第二步，继续迭代；否则，迭代终止，d_k 将被分配给隶属集群 C^r，使得：$\mu(d_k, C^{r,l})=\max_{u\in\{1,2,\cdots,N\}}\{\mu(d_k, C^{u,l})\}$。

3　一种新的大规模群决策方法

3.1　决策问题描述

假设有方案集 $\{A^1, A^2, \cdots, A^n\}$，属性集 $\{U^1, U^2, \cdots, U^m\}$，现在邀请来自不同领域，有着不同文化背景的决策者 $d_1, d_2, \cdots, d_p$，使用平衡语言术语集 $S=\{s_0, s_1, \cdots, s_g\}$，就不同属性对方案进行决策，选出最优方案。

3.2　群决策中同一个集群决策者偏好权重度量方法

在文献[6]中，作者认为同一个集群的决策者是“平等”的，他给予同一集群的决策者相同的权重，但这其实不太妥当，因为即便是同一集群的决策者，他们的决策结果也存在差异，甚至这种差异有时很大，这些决策者之所以被分到同一个集群仅仅是因为在算法看来，其决策结果相对于其他人来说比较接近。所以，为了提高决策结果的可靠性，应该更进一步，对同一个集群内的决策者赋予偏好权重，而定义偏好权重，需要一个标准。

聚类中心就是一个很好的标准，一个集群的聚类中心可以在一定程度上展示这个集群的平均特征，因此，与聚类中心越接近，与所属集群之间的隶属度越大，样本点的可靠性越好，越能代表所在的集群，所以相应的偏好权重也理应越大；与聚类中心越远，与所属集群之间的隶属度越小，则样本点的偏好权重就越小。

定义 7　假设经过聚类，有 N 个集群（$C^1, C^2, \cdots, C^N$），对于第 r 个集群，假设它包含了 s 个决策者（$d_1^r, d_2^r, \cdots, d_s^r$），对于其中的第 k（$k=1,2,\cdots,s$）个决策者的偏好权重定义如式（5）所示：

$$B_k^r=\frac{\dfrac{\mu_k^r}{e^{|z_k^r-z_0^r|^2}}}{\sum_{i=1}^{s}\dfrac{\mu_i^r}{e^{|z_i^r-z_0^r|^2}}}\tag{5}$$

其中，$z_k^r=\{\langle s_t, \alpha_{ij,k}^r\rangle | t=0,1,\cdots,g\}$ 表示第 r 个集群第 k 个决策者的决策矩阵，z_0^r 表示第 r 个集群的聚类中心矩阵，μ_k^r 表示第 r 个集群中第 k 个决策者的决策矩阵与第 r 个集群的隶属度。可以很容易地看到，当决策者的决策矩阵与它所在集群的聚类中心越近，与它所在集群的隶属度越大，则决策者对应的偏好权重就越大（$r=1,2,\cdots,N$）。之后，就可以将第 r 个集群决策者的决策矩阵聚合成一个矩阵 $\boldsymbol{Z}^r=\{\langle s_t, \bar{\alpha}_{ij,t}^r\rangle | t=0,1,\cdots,g\}$，语言术语的偏好权重如式（6）所示：

$$\bar{\alpha}_{ij,t}^r=\sum_{k=1}^{s}B_k^r\alpha_{ij,k}^r\tag{6}$$

其中，$i=1,2,\cdots,n$；$j=1,2,\cdots,m$；$r=1,2,\cdots,N$。

3.3　群决策中不同集群差异权重的度量方法

经过之前的计算，现在已经得到了不同集群的决策矩阵 $\boldsymbol{Z}^1, \boldsymbol{Z}^2, \cdots, \boldsymbol{Z}^N$，第 r（$r=1,2,\cdots,N$）个集群中决策者比例如公式（7）所示，第 r 个集群的模糊指数如式（8）所示：

$$prop^r=\frac{|C^r|}{q}, r=1,2,\cdots,N\tag{7}$$

$$Incc^r=\frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}T(\bar{z}^r)=-\frac{1}{\ln(g+1)mn}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\sum_{t=0}^{g}\bar{\alpha}_{ij,t}^r\ln\bar{\alpha}_{ij,t}^r$$
$$r=1,2,\cdots,N\tag{8}$$

由式（7），可以得到第 r 个集群的归一化指数[6]（$r=1,2,\cdots,N$），如式（9）所示：

$$Acc^r=\frac{1-Incc^r}{\sum_{r=1}^{N}(1-Incc^r)}\tag{9}$$

再由式（7）、式（9），定义第 r 个集群标准化指数如式（10）所示（$r=1,2,\cdots,N$）：

$$PA^r=\eta\, prop^r+(1-\eta)Acc^r\tag{10}$$

其中，$\eta\in[0,1]$，是一个常数。

定义集群间的差异权重为 $v=(v_1, v_2, \cdots, v_N)$，其中，$v_r$ 如式（11）所示：

$$v_r=Q\left(\frac{\sum_{h=1}^{r}PA^{\sigma(h)}}{\sum_{h=1}^{N}PA^h}\right)-Q\left(\frac{\sum_{h=1}^{r-1}PA^{\sigma(h)}}{\sum_{h=1}^{N}PA^h}\right)$$
$$r=1,2,\cdots,N\tag{11}$$

在这里，$Q(x)=x^\lambda$，$0\leqslant\lambda\leqslant1$，$\sigma$ 是 $1,2,\cdots,N$ 的一种按

照 $PA^{\sigma(r)} \geqslant PA^{(r+1)}$，$\forall r=1,2,\cdots,N-1$ 规则排序的排列。

接着，按照文献[6]中的 PA-IOWA 算子将不同集群的决策矩阵合为一个决策矩阵 $\overline{\boldsymbol{Z}}=(\overline{z_{ij}})_{n\times m}$，其中 $\overline{z_{ij}}=\{\langle s_t^B,\overline{\alpha}_{ij,t}\rangle \mid t=0,1,2,\cdots,g\}$。

3.4 群决策中属性权重的度量方法

与决策者群内权重和决策者群间权重类似，为了使决策结果更可靠，还需要计算不同属性间的权重，属性权重的计算方法如下所示：

定义 8[6] 假设有属性集 $\{U^1,U^2,\cdots,U^m\}$，定义属性间的权重如式(12)所示：

$$\omega_j=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{l=1}^{n}\left|\sum_{t=0}^{g}t(\overline{\alpha}_{ij,t}^{r}-\overline{\alpha}_{lj,t}^{r})\right|}{\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}\sum_{l=1}^{n}\left|\sum_{t=0}^{g}t(\overline{\alpha}_{ij,t}^{r}-\overline{\alpha}_{lj,t}^{r})\right|} \quad j=1,2,\cdots,m \tag{12}$$

通过计算上述 3 种偏好权重，可得到一个最终的决策矩阵 $\overline{\boldsymbol{Z}}=(\overline{z_{ij}})_{n\times m}$ 和属性权重 $\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m$，以及第 i 个方案($i=1,2,\cdots,n$)的集体评价 $\bar{z}_i=\{\langle s_t^B,\overline{\alpha}_{i,t}\rangle \mid t=0,1,2,\cdots,g\}$ 和其关于语言术语的偏好权重 $\overline{\alpha}_{i,t}$ 如式(13)所示：

$$\overline{\alpha}_{i,t}=\sum_{j=1}^{m}\omega_j\overline{\alpha}_{ij,t},t=0,1,\cdots,g \tag{13}$$

3.5 方案的优势度

定义 9 假设有方案集 $\{A^1,A^2,\cdots,A^n\}$，则 A^i 比 A^j 的优势程度如式(14)所示：

$$p_{ij}=\epsilon\sum_{t=0}^{g}\sum_{l=0}^{t}\overline{\alpha}_{i,t}\overline{\alpha}_{l,t}-\theta\sum_{t=0}^{g}\overline{\alpha}_{i,t}\overline{\alpha}_{l,t} \quad i,j=1,2,\cdots,n \tag{14}$$

其中，$\epsilon,\theta\in[0,1]$，取 $\epsilon=1$，$\theta=\dfrac{1}{2}$，矩阵 $\boldsymbol{P}=(p_{ij})_{n\times m}$ 称为优势度矩阵。基于式(14)，方案 A^i 的正流量[10]如式(15)所示：

$$\varphi^{+}(A^i)=\frac{1}{n-1}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}p_{ij},i=1,2,\cdots,n \tag{15}$$

方案 A^i 的负流量[10]如式(16)所示：

$$\varphi^{-}(A^i)=\frac{1}{n-1}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}p_{ji},i=1,2,\cdots,n \tag{16}$$

再由式(15)、式(16)，方案 A^i 的净流量[10]公式如式(17)所示：

$$\varphi(A^i)=\varphi^{+}(A^i)-\varphi^{-}(A^i),i=1,2,\cdots,n \tag{17}$$

3.6 决策流程

步骤 1 邀请决策者就所有属性针对备选方案提供其决策矩阵；

步骤 2 将所有决策者的决策矩阵转换为 LDA 决策矩阵；

步骤 3 使用模糊聚类算法，将决策者分为 N 个集群；

步骤 4 使用式(5)计算每个集群内决策者的偏好矩阵，并根据式(6)计算每个集群的决策矩阵；

步骤 5 根据式(7)—式(11)计算每个集群的权重，并使用 PA-IOWA 算子将集群的决策矩阵合成一个总决策矩阵；

步骤 6 由式(12)计算出每个属性的权重；

步骤 7 根据式(13)计算出每个方案的集体评估；

步骤 8 由式(14)—式(17)计算出每个方案的净流量，以此得到最佳方案。

4 实例运用与分析

本文中的数据均来源于文献[11]。假设中国某市政府打算在公共交通系统中新增一条地铁线路，经过相关专家的商议后确定了 4 个备选方案 A_1,A_2,A_3,A_4，以供进一步选择，现在，有来自不同领域，不同学术背景的 20 位决策者 $d_1,d_2,d_3,\cdots,d_{20}$，他们将会就 4 个不同的属性 U_1(社会影响)，U_2(环境影响)，U_3(资金预算)，U_4(技术可行性)，对 4 个备选方案进行选择。

首先，按照文献[6]将决策者们的决策矩阵转化为基于 LDA 的决策矩阵 $\boldsymbol{Z}_1,\boldsymbol{Z}_2,\cdots,\boldsymbol{Z}_{20}$，在这里，使用的是一个平衡语言术语集 $S=\{s_0,s_1,\cdots,s_9\}$，然后使用 FCM 算法对其进行聚类，并由式(5)计算每个决策者在集群中的比重，结果如下：

$$C^1=\left\{\begin{array}{l}(d_6,0.184\,8),(d_9,0.325\,9),\\(d_{11},0.037\,0),(d_{16},0.125\,8),\\(d_{20},0.326\,5)\end{array}\right\}$$

$$C^2=\left\{\begin{array}{l}(d_1,0.135\,7),(d_2,0.136\,9),\\(d_5,0.154\,2),(d_7,0.088\,7),\\(d_8,0.010\,0),(d_{13},0.113\,5),\\(d_{17},0.275\,9),(d_{18},0.085\,1)\end{array}\right\}$$

$$C^3=\left\{\begin{array}{l}(d_3,0.048\,0),(d_4,0.219\,3),\\(d_{10},0.106\,8),(d_{12},0.001\,1),\\(d_{14},0.241\,5),(d_{15},0.226\,0),\\(d_{19},0.157\,3)\end{array}\right\}$$

然后，由式(6)，分别计算 3 个集群的决策矩阵，并且假设 $\eta=0.5$，则 3 个集群的标准化精度指标分别为 $PA^1=0.291\,6$，$PA^2=0.366\,7$，$PA^3=0.341\,7$。

设 $Q(x)=x^{1/2}$，则集群之间的权重为 $v=(0.158\,3,0.605\,6,0.236\,1)$，根据 PA-IOWA 算子，可以计算出总体的决策矩阵，如表 1 所示。

表 1　总体决策矩阵

Table 1　Overall decision matrix

	U_1	U_2	U_3	U_4
A_1	$(s_2,0.001\,3),(s_3,0.030\,6)$ $(s_4,0.184\,8),(s_5,0.220\,3)$ $(s_6,0.523\,6),(s_7,0.039\,5)$	$(s_0,0.035\,2),(s_1,0.113\,3)$ $(s_2,0.189\,6),(s_3,0.423\,6)$ $(s_4,0.051\,6),(s_5,0.028\,4)$ $(s_6,0.018\,1),(s_7,0.023\,8)$ $(s_8,0.056\,1),(s_9,0.060\,4)$	$(s_0,0.056\,9),(s_1,0.085\,8)$ $(s_2,0.062\,2),(s_3,0.029\,3)$ $(s_4,0.028\,1),(s_5,0.028\,4)$ $(s_6,0.095\,2),(s_7,0.167\,0)$ $(s_8,0.290\,5),(s_9,0.156\,7)$	$(s_2,0.003\,4),(s_3,0.094\,1)$ $(s_4,0.104\,8),(s_5,0.120\,1)$ $(s_6,0.348\,5),(s_7,0.107\,6)$ $(s_8,0.035\,7),(s_9,0.185\,7)$
A_2	$(s_2,0.012\,7),(s_3,0.328\,9)$ $(s_4,0.180\,0),(s_5,0.153\,9)$ $(s_6,0.087\,0),(s_7,0.069\,4)$ $(s_8,0.087\,9),(s_9,0.080\,3)$	$(s_2,0.003\,5),(s_3,0.060\,5)$ $(s_4,0.354\,8),(s_5,0.360\,6)$ $(s_6,0.081\,9),(s_7,0.048\,9)$ $(s_8,0.059\,7),(s_9,0.030\,2)$	$(s_2,0.009\,1),(s_3,0.188\,4)$ $(s_4,0.083\,7),(s_5,0.070\,2)$ $(s_6,0.056\,9),(s_7,0.168\,6)$ $(s_8,0.278\,6),(s_9,0.144\,4)$	$(s_0,0.061\,7),(s_1,0.100\,0)$ $(s_2,0.061\,0),(s_3,0.011\,4)$ $(s_4,0.001\,9),(s_5,0.010\,9)$ $(s_6,0.214\,3),(s_7,0.245\,1)$ $(s_8,0.168\,1),(s_9,0.125\,4)$
A_3	$(s_3,0.025\,4)$ $(s_4,0.093\,4),(s_5,0.099\,0)$ $(s_6,0.169\,2),(s_7,0.081\,9)$ $(s_8,0.229\,5),(s_9,0.301\,6)$	$(s_1,0.057\,9)$ $(s_2,0.051\,1),(s_3,0.498\,3)$ $(s_4,0.155\,2),(s_5,0.115\,1)$ $(s_6,0.109\,2),(s_7,0.013\,2)$	$(s_2,0.002\,6),(s_3,0.031\,8)$ $(s_4,0.210\,4),(s_5,0.216\,6)$ $(s_6,0.136\,2),(s_7,0.021\,1)$ $(s_8,0.028\,9),(s_9,0.352\,4)$	$(s_0,0.000\,1),(s_1,0.004\,3)$ $(s_2,0.012\,4),(s_3,0.233\,8)$ $(s_4,0.317\,2),(s_5,0.304\,2)$ $(s_6,0.115\,5),(s_7,0.012\,3)$
A_4	$(s_2,0.049\,3),(s_3,0.398\,2)$ $(s_4,0.224\,3),(s_5,0.199\,9)$ $(s_6,0.111\,8),(s_7,0.016\,6)$	$(s_4,0.047\,7),(s_5,0.058\,5)$ $(s_6,0.289\,6),(s_7,0.340\,4)$ $(s_8,0.207\,0),(s_9,0.056\,8)$	$(s_0,0.017\,9),(s_1,0.071\,0)$ $(s_2,0.263\,2),(s_3,0.225\,7)$ $(s_4,0.043\,3),(s_5,0.037\,9)$ $(s_6,0.086\,8),(s_7,0.087\,3)$ $(s_8,0.122\,0),(s_9,0.044\,8)$	$(s_3,0.002\,6)$ $(s_4,0.143\,5),(s_5,0.179\,5)$ $(s_6,0.488\,0),(s_7,0.049\,9)$ $(s_8,0.029\,7),(s_9,0.106\,8)$

表 2　每个方案的集体评估

Table 2　Collective evaluation of each program

A_i	$\bar{Z}_2$									
A_1	$S_0,0.025\,1$	$S_1,0.060\,8$	$S_2,0.085\,8$	$S_3,0.189\,4$	$S_4,0.089\,8$	$S_5,0.092\,7$	$S_6,0.216\,8$	$S_7,0.070\,0$	$S_8,0.086\,5$	$S_9,0.083\,2$
A_2	$S_0,0.009\,3$	$S_1,0.015\,1$	$S_2,0.015\,7$	$S_3,0.150\,1$	$S_4,0.199\,9$	$S_5,0.193\,8$	$S_6,0.098\,0$	$S_7,0.108\,5$	$S_8,0.128\,5$	$S_9,0.081\,2$
A_3		$S_1,0.022\,7$	$S_2,0.021\,8$	$S_3,0.238\,0$	$S_4,0.174\,7$	$S_5,0.160\,2$	$S_6,0.131\,5$	$S_7,0.032\,8$	$S_8,0.066\,4$	$S_9,0.151\,9$
A_4	$S_0,0.003\,7$	$S_1,0.014\,6$	$S_2,0.067\,1$	$S_3,0.151\,7$	$S_4,0.107\,7$	$S_5,0.109\,7$	$S_6,0.230\,9$	$S_7,0.159\,3$	$S_8,0.108\,3$	$S_9,0.046\,9$

由式(12),可以得到属性权重为 $\omega=(0.263\,3,0.380\,4,0.205\,8,0.150\,5)$,再由式(13),计算出每个方案的集体评估,如表 2 所示。

再由式(14),可以计算得到优势度矩阵:

$$\boldsymbol{P}=\begin{pmatrix} 0.500\,0 & 0.474\,1 & 0.466\,6 & 0.435\,0 \\ 0.525\,9 & 0.500\,0 & 0.533\,0 & 0.494\,5 \\ 0.533\,4 & 0.467\,0 & 0.500\,0 & 0.462\,7 \\ 0.565\,0 & 0.505\,5 & 0.537\,3 & 0.500\,0 \end{pmatrix}$$

由式(15)—式(17),易知 $\varphi(A_1)=-0.082\,9$,$\varphi(A_2)=0.035\,6$,$\varphi(A_3)=-0.024\,6$,$\varphi(A_4)=0.071\,9$,则有 $A_4>A_2>A_3>A_1$,这与文献[6]得到的结果有些不同。在文献[6]中,方案 A_2 强于方案 A_4,但由于本文考虑了同一集群中单个决策者的偏好权重这一因素,导致决策结果不同。

5　总　结

聚类中心是聚类算法的重要参数,聚类中心可以提供很多信息,但是人们在利用聚类进行决策的过程中,往往会忽略聚类中心的重要性。本文在文献[6]决策的基础上进行了改进,对聚类完成后同一个集群的决策者赋予偏好权重,最大限度地利用聚类所带来的信息,相对于文献[6],多考虑了同一集群内决策者偏好权重这一因素,这使得决策结果更加可靠。

参考文献(References):

[1] ZAHIR S. Clusters in a group: decision making in the vector space formulation of the analytic hierarchy process[J]. Eur J Oper Res, 1999,112:620—634.

[2] LIU B, SHEN Y, CHEN X, et al. A partial binary tree DEA-DA cyclic classifification model for decision makers in complex multi-attribute large-group interval-valued intuitionistic fuzzy decision-making problems[J]. Inf Fusion, 2014,18: 119—130.

[3] DING R, WANG X, SHANG K, et al. Sparse representation-based intuitionistic fuzzy clustering approach to find the group intra-relations and group leaders for large-scale decision making[J]. IEEE Trans

Fuzzy Syst, 2019,27:559—573.
[4] RODRIGUEZ R M, MARINEZ L, HERRERA F. Hesitant fuzzy linguistic term sets for decision making[J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2012, 20:109—119.
[5] ZHANG G, DOGN Y, XU Y. Consistency and consensus measures for linguistic preference relations based on distribution assessments[J]. Information Fusion, 2014, 17: 46—55.
[6] 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, 2020 (28):2875—2889.
[7] RODRIGUEZ R M, MARINEZ L. An analysis of symbolic linguistic computing models in decision making[J]. International Journal of General Systems, 2014, 42: 121—136.
[8] YU W, ZHANG Z, ZHONG Q, et al. Extended TODIM for multi-criteria group decision making based on unbalanced hesitant fuzzy linguistic term sets[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 114: 316—328.
[9] DONG Y, LI C C, HERRERA F. Connecting the linguistic hierarchy and the numerical scale for the 2-tuple linguistic model and its use to deal with hesitant unbalanced linguistic information[J]. Information Sciences, 2016(1):259—278.
[10] BRANS J P, VINCKE P. Note-a preference ranking organisation method (the PROMETHEE method for multiple criteria decision-making)[J]. Manage Sci, 1985,31(6): 647—656.
[11] SHI Z, WANG X, PALOMARES I, et al. A novel consensus model for multi-attribute large-scale group decision making based on comprehensive behavior classification and adaptive weight updating [J]. Knowl Based Syst, 2018, 158:196—208.

Large-scale Group Decision-making Method Based on FCM

FANG Yue[1], WU Tao[1,2], LIU Shuai[1], CHEN Xiang[1]
(1. School of Mathematical Sciences, Anhui University, Hefei 230601, China;
2. Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: Aiming at the problem of large-scale multi-attribute group decision making, it is difficult to determine the preference weights of decision makers under the unbalanced hesitant fuzzy language environment. A method for calculating the preference weights of individual decision makers in the same fuzzy cluster is proposed. First, under the unbalanced hesitant fuzzy language environment, the concept of the preference weight of a single decision maker in the same cluster is introduced. Then, on the basis of the FCM algorithm, the cluster center generated by the algorithm and the membership of the decision maker and the cluster are used. It defines a new preference weight calculation formula and a cluster's decision matrix calculation formula, thereby obtaining a new large-scale group decision-making method. Finally, an example is used to verify the feasibility and effectiveness of this method.

Key words: fuzzy clustering; large scale group decision-making; cluster center; unbalanced hesitant fuzzy language term set

责任编辑:李翠薇

引用本文/Cite this paper:
方越,吴涛,刘帅,等.基于 FCM 的大规模群体决策方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2022,39(4):77—82.
FANG Yue, WU Tao, LIU Shuai, et al. Large-scale group decision-making method based on FCM[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(4):77—82.