

控制与决策

Control and Decision

基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法

王佩, 张婧, 张威威

引用本文:

王佩, 张婧, 张威威. 基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2257–2266.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[不确定语言信息下的大规模群体DEMATEL决策方法](#)

Large-scale group DEMATEL decision making method under uncertain linguistic information

控制与决策. 2021, 36(8): 2023–2033 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1486>

[基于犹豫度和相似度的专家权重确定方法及其应用](#)

Expert weights determination method and application based on hesitancy degree and similarity measure

控制与决策. 2021, 36(6): 1482–1488 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1382>

[考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法](#)

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations

控制与决策. 2021, 36(4): 983–992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

[考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型](#)

Adaptive consensus model with hesitant fuzzy linguistic information considering individual cumulative consensus contribution

控制与决策. 2021, 36(1): 187–195 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0556>

[考虑时间序列的动态大群体应急决策方法](#)

Dynamic large group emergency decision-making method considering time series

控制与决策. 2020, 35(11): 2609–2618 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0088>

基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法

王佩¹, 张婧^{2†}, 张威威³

(1. 广东外语外贸大学 商学院, 广州 510006; 2. 广东外语外贸大学
实验教学中心, 广州 510006; 3. 中南大学 商学院, 长沙 410083)

摘要: 针对属性权重部分未知且专家权重完全未知的多粒度语言大群体决策问题, 提出一种基于云模型的决策方法. 首先, 构建一种基于信任关系的专家权重求解模型来计算专家权重; 其次, 将多粒度语言转换为云模型并进行聚类; 然后, 构建一致性优化模型来求解属性权重, 从而得到各个方案的综合评价价值并对方案进行排序. 所构造的专家赋权模型可以有效解决大群体决策过程中决策人数众多、无法客观给出专家权重信息的问题, 而且通过定义的直觉信任函数, 还可以对专家之间的信任关系进行刻画, 充分挖掘专家之间的信息; 将多粒度语言转换为云模型, 可以有效刻画语言信息的模糊性和随机性, 从而避免信息的丢失和失真.

关键词: 大群体决策; 多粒度语言; 云模型; 多层权重求解; 信任关系

中图分类号: C934

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0102

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 王佩, 张婧, 张威威. 基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2257-2266.

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination

WANG Pei¹, ZHANG Jing^{2†}, ZHANG Wei-wei³

(1. School of Business, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China; 2. Experimental Teaching Center, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China; 3. School of Business, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: For a large group decision-making problem with partly known attribute weights and completely unknown expert weights, a new decision-making method based on the cloud model is proposed. Firstly, an expert weight determination model based on the trust network is established to obtain the weight information of each expert. Secondly, the linguistic preferences with different multi-granularity are transformed into clouds, and then a clustering process is applied. Thirdly, an optimization model is constructed to compute the attribute weights, and then the comprehensive evaluation value for each alternative is presented and the ranking results can be derived. The expert weight determination model can solve the decision making problems where exists a large number of experts and the weight information of each expert is difficult to be provided objectively. In addition, the defined intuitionistic trust set is a good way to describe the trust network among experts, which can help to exploit the information of experts. By transforming the multi-granularity linguistic variables into clouds, it can describe the fuzziness and randomness of linguistic information and avoid information losses and distortions.

Keywords: large group decision-making; multi-granularity linguistic information; cloud model; multi-layer weight determination; trust network

0 引言

随着社会经济的快速发展,人们面临的决策问题(如重大工程建设项目、公司重大投资决策、突发事件应急决策等)往往具有极大的复杂性和不确定性. 这类决策问题影响比较重大、涉及的范围也较广,为

了保证决策结果的准确性,参与决策的人数少则数十人,多则上百人,这也使得这类问题具有大群体决策的特征. 通常,将这种参与人数众多的决策称之为“大群体决策”^[1].

在大群体决策过程中,决策者很难及时掌握决策

收稿日期: 2020-02-02; 修回日期: 2020-05-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71901074); 广东省自然科学基金项目(2018A030313470).

责任编辑: 刘民.

†通讯作者. E-mail: zhangjing325@126.com.

问题的完全信息,而采用模糊语言的形式更能刻画决策信息的不确定性,更加符合决策者的认知过程.近年来,语言型大群体决策受到了国内外学者的广泛关注,并取得了丰硕的研究成果^[2-6].如文献[3]构建了一种基于改进云模型的大群体决策方法,该方法具有较好的灵活性.文献[4]研究了专家权重完全未知的语言型大群体决策问题,构建了双层权重求解方法来求解聚集权重和专家权重.文献[5]对大群体决策中的共识问题进行了研究,根据子聚集的不同来提供反馈建议.文献[6]将语言变量转换为云模型,并提出了一种云聚类算法对决策群体进行聚类.上述研究方法都具有一定的可行性和有效性,但在这些方法中,所有决策者使用的是同一组语言评价信息,即单粒度语言变量.在大群体决策中,因决策人数众多且决策专家之间的差异性,要求所有专家使用同一组语言评价信息很难准确表达每个专家的评价意见.因此,采用多粒度语言,即:专家可以根据需要选择由不同语言短语数目表示的语言评价集,可以更加方便成员对方案进行评估,更能发挥决策成员的主观能动性.目前,关于多粒度语言大群体决策的研究还比较少,如:文献[7]提出了一种属性多粒度的大群体决策方法,文献[8]构建了一种基于多粒度语言分布评价集的大群体决策方法.前一种方法将多粒度语言转换为区间数,虽然计算简单,但不能刻画语言信息的模糊性;后一种方法将多粒度语言转换为同一标度的语言集,但针对的是均匀的语言变量集.因此,需要进一步研究多粒度语言大群体决策问题.

云模型是一种处理语言决策的新工具,既考虑到语言信息的模糊性,同时也考虑到语言信息的随机性.近年来,有关云模型的研究已经引起了许多学者的关注^[2,9-10],如:文献[2]提出了一种将语言变量转化为云的算法;文献[9]研究了区间犹豫模糊语言转换云的模型;文献[10]提出了一种区间 Z 数转换为云的方法,但这些研究针对的都是单粒度语言变量.目前还没有相关文献将多粒度语言信息转换为云.考虑到云模型在处理语言决策的极大优势,本文将云模型运用到多粒度语言环境中,希望进一步扩展云模型在语言决策中的应用价值.

决策成员权重的确定是大群体决策的一个重要问题.由于涉及人数众多,决策小组管理者很难了解每一位成员的相关背景,无法准确给出每位成员的权重信息.但考虑到处理同一决策问题的成员往往来自于相似领域,很多人可能相互认识甚至相互了解,因此可以通过决策成员之间的相互评估来确定决策

成员的权重信息.决策成员之间的相互关系可以看成是一种信任关系,他们相互之间的评估值可以看成是一种信任值,即用于评估对他人表现和结果优劣情况的一种预期,比如:知识水平较高、经验较丰富的成员所具有的信任评分就较高.目前,有部分学者对基于信任机制的决策问题进行了研究,如文献[11]基于直觉模糊集的概念提出了信任函数,用于刻画社会网络用户之间的信任度和非信任度.但是,文献[11]只定义了基于函数间的有序关系,并不能直接对其进行相加运算.因此,本文针对这一不足,提出一种新的信任函数,从而确定各决策成员的权重信息.

基于上述分析,本文构建一种基于信任关系的专家权重求解方法,可以有效解决大群体决策过程中决策人数众多、专家权重难以准确赋权的问题;并针对决策信息为多粒度语言的情形,提出一种基于云模型的大群体决策方法.该方法将多粒度语言转换为云模型,可以有效刻画语言信息的模糊性和随机性,避免专家信息的失真和扭曲,从而保证决策结果的可靠性.

1 基础知识

1.1 多粒度语言

设 $H = \{h_i | i = 0, 1, \dots, 2\tau, \tau \in N^*\}$ 是一个语言评价集,其中 2τ 表示集合中元素的数目.多粒度语言也称不同粒度语言,是指决策者利用不同语言短语数目的语言评价集作为偏好信息.例如语言评价集{很差,差,一般,好,很好}的粒度为5,{非常不满意,很不满意,不满意,一般,满意,很满意,非常满意}的粒度为7.

1.2 云模型及相关概念

定义1^[12-13] 设 U 为给定论域, T 为与 U 相联系的某一定性概念,如果元素 x 是定性概念 T 的一次随机实现,且满足 $x \sim N(Ex, En^2)$, $En' \sim N(En, He^2)$, $y \in [0, 1]$ 表示 x 属于定性概念 T 的隶属程度,满足

$$y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En)^2}}$$

则从论域 U 到区间 $[0, 1]$ 的映射 $y_T(x) : \forall x \in U \rightarrow [0, 1]$, 被定义为云.每一组 (x, y) 可看成一个云滴.

云的数字特征是 $A = (Ex, En, He)$, 3个变量分别表示为云的期望(expected value)、熵(entropy)和超熵(hyper entropy).期望 Ex 是指云滴在论域空间分布的中心值;熵 En 表示定性概念的不确定性程度,包括随机性和模糊性两个方面;超熵 He 表示熵的不确定性程度.

1.2.1 云的运算

定义2^[13] 给定两朵云 $A_1 = (Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $A_2 = (Ex_2, En_2, He_2)$, 则 A_1 和 A_2 的运算定义如下:

- 1) $A_1 + A_2 = (Ex_1 + Ex_2, \sqrt{En_1^2 + En_2^2}, \sqrt{He_1^2 + He_2^2});$
- 2) $\lambda A_1 = (\lambda Ex_1, \sqrt{\lambda} En_1, \sqrt{\lambda} He_1), \lambda > 0.$

定义3^[14] 设 $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为一组云, 且 $CWAA: A^n \rightarrow A$, 则定义 $CWAA$ 为云的加权算术平均算子, 且有

$$CWAA_w(A_1, A_2, \dots, A_n) = \sum_{i=1}^n w_i A_i. \quad (1)$$

其中: $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 是其对应的权重向量, 满足 $w_i \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, n$, 且 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.

1.2.2 云的比较

定义4^[15] 对于云滴 (x, y) , 称 $s = xy$ 为该云滴对概念 T 的一次计分. 计分值 s 的数学期望 \hat{s} (或二位数 s_{mid}) 称为云对概念的总计分.

定义5^[15] 对于同一论域中的任意两朵云 A_1 和 A_2 , 所对应的总计分记为 \hat{s}_1, \hat{s}_2 , 当 $\hat{s}_1 \geq \hat{s}_2$ 时, 有 $A_1 \geq A_2$; 当 $\hat{s}_1 < \hat{s}_2$ 时, 有 $A_1 < A_2$.

1.2.3 云的聚类

定义6^[2] 设 $A_i = (Ex_i, En_i, He_i) (i = 1, 2)$ 为两朵云, 则 A_1 和 A_2 之间的距离为

$$d(A_1, A_2) = (|Ex_1 - Ex_2|, |En_1 - En_2|, |He_1 - He_2|). \quad (2)$$

定义7^[2] 设 $A_i = (Ex_i, En_i, He_i) (i = 1, 2)$ 为两朵云, 则 A_1 和 A_2 之间的相似度为

$$S(A_1, A_2) = 1 - \frac{|\hat{s}(d(A_1, A_2))|}{\hat{s}(A_1) + \hat{s}(A_2)}. \quad (3)$$

其中: $d(A_1, A_2) = (|Ex_1 - Ex_2|, |En_1 - En_2|, |He_1 - He_2|)$, $\hat{s}(\cdot)$ 表示的是云的总计分.

假设一组云 $A_i (i = 1, 2, \dots, T)$ 可以形成 t 个聚集, 并分别记为 G_1, G_2, \dots, G_t , 每个聚集相对应的个数为 g_1, g_2, \dots, g_t , 聚类阈值 Δ 用于判断某一朵云是否应该进入某一子聚集. 具体算法如下.

算法1 云聚类算法^[6].

step 1: 初始化云计数器 $t = 1$, 并将需要聚类的云集合记为 Ψ , 集合中云个数记为 T , 设置聚类阈值 Δ .

step 2: 记 $i = 1$.

step 3: 从集合 Ψ 中选取一朵云, 并将该朵云从集合 Ψ 中剔除. 如果 $g_i = 0$, 则将该朵云分配给 G_i ; 否则计算该朵云与 G_i 的相似度, 如果相似度大于阈值 Δ , 则将这朵云分配给 G_i , 并计算这朵云与 G_i 的综合云, 最后执行 step 5; 否则, 执行 step 4.

step 4: 记 $i = i + 1$, 并执行 step 3.

step 5: 云计数器 $t = t + 1$, 如果 $t > T$, 则停止算

法并记录所有聚集结果; 否则, 执行 step 2.

2 决策问题描述

针对某一决策问题, 假设方案集为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; 属性集为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$, 属性权重记为 $w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$, 且信息不完全. 专家集为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_p\}$, 决策专家的权重记为 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p)$, 且决策专家权重信息完全未知. 决策成员需要给出两部分偏好信息: 一是决策成员根据自己对其他成员的信任关系来建立信任矩阵. 假设决策成员 $e_k (k = 1, 2, \dots, p)$ 对成员 $e_l (l = 1, 2, \dots, n, l \neq k)$ 的信任评估值记为 v_{kl} , 那么所有决策成员的信任评估值可以表示为 $V = (v_{kl})_{p \times p}$. 二是对方案进行评估建立决策矩阵. 由于决策专家的知识水平和经验水平以及思维方式等方面都存在差异, 决策专家在对同一属性进行评估时会采用不同粒度的语言变量. 决策专家通过语言评价集 $H^l = \{h_0^l, h_1^l, \dots, h_{2\tau_l}^l, \tau_l \in N^*\}, l = 1, 2, \dots, q$, 对方案进行评估, 假设第 k 个专家的决策矩阵为 $R_k = (r_{ij}^k)_{n \times m}$, 其中 $r_{ij}^k (i, j = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p)$ 表示决策专家 e_k 对 i 个方案中第 j 个属性的评价. 试确定各方案的排序.

3 大群体决策方法

3.1 多粒度语言转换模型

给定一组自然语言评价集合 $H^l = \{h_i^l | i = 0, 1, \dots, 2\tau_l, \tau_l \in N^*\}$, 该集合中的任一元素 $h_i^l (i = 0, 1, \dots, 2\tau_l)$ 可以近似转换为相对应的云, 记为 $A_i^l = (Ex_i^l, En_i^l, He_i^l)$. 给定论域为 $[X_{min}, X_{max}]$, 则 $\{h_i^l | i = 0, 1, \dots, 2\tau_l\}$ 可转换为对应的云模型 $\{A_0^l, A_1^l, \dots, A_{2\tau_l}^l\}$, 转换方法如下:

1) 计算

$$\theta_i^l = \begin{cases} \frac{\beta^{\tau_l} - \beta^{\tau_l - i}}{2\beta^{\tau_l} - 2}, & 0 \leq i \leq \tau_l; \\ \frac{\beta_i^{\tau_l} + \beta^{i - \tau_l} - 2}{2\beta_i^{\tau_l} - 2}, & \tau_l < i \leq 2\tau_l. \end{cases} \quad (4)$$

根据文献[16], 有 $\beta \approx 1.37$.

2) 计算

$$Ex_i^l = X_{min} + \theta_i^l (X_{max} - X_{min}). \quad (5)$$

3) 计算

$$En_i^l = \begin{cases} \frac{\theta_i^l (X_{max} - X_{min})}{6}, & i = \tau_l; \\ \frac{En_{i+1}^l}{1 - 2(\theta_{i+1}^l - \theta_i^l)}, & 0 \leq i < \tau_l; \\ \frac{En_{i-1}^l}{1 - 2(\theta_i^l - \theta_{i-1}^l)}, & \tau_l < i \leq 2\tau_l. \end{cases} \quad (6)$$

4) 计算 $He_i^l(He_{\tau_i}^l)$ 的值需要预先给定, 一般 $He_{\tau_i}^l = 0.1$, 即

$$He_i^l = \begin{cases} \frac{He_{i+1}^l}{1 - 2(\theta_{i+1}^l - \theta_i^l)}, & 0 \leq i < \tau_i; \\ \frac{He_{i-1}^l}{1 - 2(\theta_i^l - \theta_{i-1}^l)}, & \tau_i < i \leq 2\tau_i. \end{cases} \quad (7)$$

3.2 多层权重求解模型

3.2.1 基于信任关系的专家权重求解

在大群体决策中, 由于决策人数较多, 管理者很难清楚了解每一位成员的知识背景、专业素养等, 很难对每位成员进行评估并准确给出权重. 但是, 决策成员往往来自相同领域, 他们之间很可能相互认识和了解, 可以根据他们之间的“信任”关系来帮助管理者获得权重信息. 目前已有文献[17-19]对信任进行了研究, 其中文献[20]指出信任是决策专家对另一位决策专家表现和结果优劣情况的一种预期. 利用决策专家之间的这种信任关系可以构造信任矩阵, 从而求解各成员的权重信息.

文献[11]提出信任函数, 用于刻画用户之间的信任度和非信任度. 但是, 该研究存在一定的局限性: 一是信任函数只能刻画信任度和非信任度, 而不能刻画犹豫度; 二是只定义了信任函数的有序关系, 并不能直接对其进行相加运算. 因此, 本文在此基础上定义直觉信任集和直觉信任集的相关运算.

定义8 直觉信任集(intuitionistic trust sets, ITSs)由3个元素组成: 信任度(Td)、非信任度(Dd)、犹豫度(Hd). 那么一个直觉信任集可记为

$$\Delta = \{\alpha = (Td, Dd) | Td, Dd \in [0, 1]\}. \quad (8)$$

其中: $0 \leq Td \leq 1, 0 \leq Dd \leq 1, 0 \leq Hd \leq 1$, 同时满足

$$Hd = \begin{cases} 0, & Td + Dd > 1; \\ 1 - Td - Dd, & Td + Dd \leq 1. \end{cases} \quad (9)$$

直觉模糊集 $A = (\mu, \nu)$ 也是由3个元素组成: 隶属度 $\mu \in [0, 1]$ 、非隶属度 $\nu \in [0, 1]$ 和犹豫度 $\pi = 1 - \mu - \nu \in [0, 1]$. 直觉模糊集的定义要求 $\mu + \nu \in [0, 1]$, 这就表明当决策专家给定 μ 和 ν 的任一值后, 另一个值的确定也受到了约束, 不能实现两个取值的相互独立性. 本文提出的直觉信任集可以看成是直觉模糊集的一种扩展形式, 直觉信任集的信任度和非信任度是两个相互独立的变量, 并满足条件 $0 \leq \sqrt{Td^2 + Dd^2} \leq \sqrt{2}$.

为了对直觉信任信息进行集结, 需要定义直觉信任集之间的运算法则. 而直觉信任集的运算法则与直觉模糊集的运算法则不同, 理由如下: 给定两个直

觉模糊集 $A_1 = (\mu_1, \nu_1)$ 和 $A_2 = (\mu_2, \nu_2)$, 有 $A_1 + A_2 = (\mu_1 + \mu_2 - \mu_1\nu_2, \nu_1\nu_2)$, 如: $a = (0, 1), b = (1, 0)$, 于是 $a + b = (1, 0)$. 显然直觉模糊集加法运算存在一定的问題, 因为第1次投反对票且第2次投支持票并不能得到全部支持的结果. 为了克服直觉模糊集加法运算的不足, 本文定义了如下的线性加法运算和线性数乘运算.

定义9 假设 $\alpha_1 = (Td_1, Dd_1)$ 和 $\alpha_2 = (Td_2, Dd_2)$ 分别为两个直觉信任集, 那么 α_1 和 α_2 之间的线性运算规则定义为:

1) α_1 和 α_2 之间的线性加法运算记为

$$\alpha_1 + \alpha_2 = (Td_1 + Td_2, Dd_1 + Dd_2); \quad (10)$$

2) α_1 的线性数乘运算记为

$$\lambda\alpha_1 = (\lambda Td_1, \lambda Dd_1), \lambda \geq 0. \quad (11)$$

为了直接比较两个直觉信任集的大小, 本文定义了信任得分值(注: 信任得分值的计算与直觉模糊集的得分函数公式相同).

定义10 给定直觉信任集 $\alpha = (Td, Dd)$, 那么

$$TS(\alpha) = Td - Dd \quad (12)$$

被称为直觉信任集 α 的信任得分值, 且 $TS(\alpha) \in [-1, 1]$.

为了衡量一个直觉信任集的合理程度, 本文定义了信任冲突值.

定义11 给定直觉信任集 $\alpha = (Td, Dd)$, 那么

$$TC(\alpha) = \begin{cases} (Td + Dd) - 1, & Td + Dd > 1; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

被称为直觉信任集 α 的信任冲突值, 且 $TC(\alpha) \in [0, 1]$.

显然, 信任冲突度指的是直觉信任集隶属度和非隶属度值和超过1的部分.

例1 假设有3位决策专家 e_1, e_2 和 e_3 , 每位专家需要利用直觉信任集对另外两位专家进行评估: e_1 给出的评估信息为 $P_1 = \{-, (0.4, 0.4), (0.5, 0.1)\}$, e_2 给出的信息为 $P_2 = \{(0.8, 0.2), -, (0.4, 0.1)\}$, e_3 给出的信息为 $P_3 = \{(0.2, 0.7), (0.6, 0), -\}$.

如果利用直觉模糊集的加法规则, 可得各个决策专家的信任度和非信任度分别为 $\{(0.84, 0.14), (0.76, 0), (0.7, 0.01)\}$, 根据直觉模糊集的得分函数可得各决策专家的得分分别为 $0.84 - 0.14 = 0.7, 0.76 - 0 = 0.76, 0.7 - 0.01 = 0.69$, 于是3个决策专家的信任排序为 $e_2 \succ e_1 \succ e_3$.

利用本文提出的线性加法规则可得(λ 取0.5): $0.5(0.8, 0.2) + 0.5(0.2, 0.7) = (0.5, 0.45)$, 可以理解为对 e_1 的累积平均信任度为0.5, 而累积平均非信任度为0.45. 同理可以求得所有专家的平均信任度和

非信任度, 结果为 $\{(0.5, 0.45), (0.5, 0.2), (0.45, 0.1)\}$. 于是利用信任得分函数求解各决策专家的信任得分值为 $TS^2(e_1) = 0.05, TS^2(e_2) = 0.3, TS^2(e_3) = 0.35$, 于是3个决策专家的信任排序为 $e_3 \succ e_2 \succ e_1$. 很显然, 用本文方法计算的结果更加合理.

基于对其他决策专家知识背景、经验水平等方面的了解和分析, 每个决策专家以直觉信任集的形式提供评价. 假设 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p)^T$ 表示决策专家的权重向量, 其中 $\omega_k \in [0, 1]$ 且 $\sum_{k=1}^p \omega_k = 1$. 假设 $V = (v_{kl})_{p \times p}, v_{kl}$ 表示决策专家 e_k 对决策专家 e_l 的评价.

由于大群体决策涉及的人数众多, 决策专家很难认识和清楚了解参与决策过程的所有人. 为了避免决策者的主观随意性, 决策专家 e_k 可以根据自身的情况对部分决策专家进行评估.

利用式(10)计算决策专家 e_k 的平均信任集 $v_l = \sum_{k=1}^p v_{kl} / \text{con}(v_{kl}), l = 1, 2, \dots, p$, 如果 $v_{kl} = \text{null}$, 则计数函数 $\text{con}(v_{kl}) = 0$; 否则, $\text{con}(v_{kl}) = 1$. 利用式(12)计算决策专家 e_k 的累积平均信任得分值为 $TS'(e_k) = TS(v_l), k = l = 1, 2, \dots, p$. 同样地, 可以利用式(13)计算决策专家 e_k 的累积平均信任冲突值 $TC'(e_k) = TC(v_l), k = l = 1, 2, \dots, p$.

决策专家 e_k 的权重求解考虑到两个方面:

1) 其他决策专家 $e_l (l \neq p, l = 1, 2, \dots, p)$ 对 e_k 的信任程度, 即信任得分. 决策专家 e_k 的信任得分值 $TS'(e_k)$ 越高, 说明决策专家 e_k 的可靠性越高, 那么分配给决策专家 e_k 的权重应越高; 反之, 决策专家 e_k 的信任得分值 $TS'(e_k)$ 越低, 那么决策专家 e_k 的权重应越低.

2) e_k 为其他决策专家所提供评价信息的合理程度, 即信任冲突值. 决策专家 e_k 的信任冲突值 $TC'(e_k)$ 越小, 说明决策专家 e_k 的可靠性越高, 那么分配给决策专家 e_k 的权重应越高; 反之, 决策专家 e_k 的信任冲突值 $TC'(e_k)$ 越高, 那么决策专家 e_k 的权重应越低.

综合以上两点, 可以建立如下模型:

$$\omega_k = \eta \frac{(TS'(e_k))^2}{\sum_{k=1}^p (TS'(e_k))^2} + (1 - \eta) \frac{1 - TC'(e_k)}{p - \sum_{k=1}^p TC'(e_k)}. \tag{14}$$

其中: η 为调节参数, 用以调节信任得分和信任冲突的作用, 且 $0 \leq \eta \leq 1$. 当 $0 \leq \eta < 0.5$ 时, 表明信任得分的作用更大; 当 $0.5 < \eta \leq 1$ 时, 表明信任冲突的

作用更大. 一般地, 对信任得分和信任冲突没有偏好时, 可取 $\eta = 0.5$.

3.2.2 聚集和属性权重求解

1) 聚集权重求解.

利用算法1对决策者的偏好进行聚类, 并形成 L 个子聚集 G_1, G_2, \dots, G_L . 假设某一子聚集 G_l 中的决策专家个数为 q_l , 各专家相应的权重向量记为 $(\omega_1^l, \omega_2^l, \dots, \omega_{q_l}^l)$, 那么对各子聚集内的决策专家权重信息进行累加可以得到聚集的权重信息. 假设聚集权重信息记为 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)^T$, 那么子聚集 G_l 的权重为

$$\lambda_l = \sum_{i=1}^{q_l} \omega_{q_i}^l. \tag{15}$$

利用式(15)可以得到各聚集的权重信息为 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)^T$. 然后利用云算术平均算子计算各子聚集的偏好矩阵, 记为 $g_l = (g_{ij}^l)_{n \times m}, l = 1, 2, \dots, L$.

2) 属性权重求解.

假设子聚集 G_l 对应的属性权重向量为 $w^l = (w_1^l, w_2^l, \dots, w_m^l)$, 下面利用一致性模型来求解各聚集下的属性权重信息.

首先利用云加权算术平均算子, 求解群体偏好矩阵 $\bar{g} = (\bar{g}_{ij})_{n \times m}$, 其中 $\bar{g}_{ij} = \sum_{l=1}^L \lambda_l g_{ij}^l$. 那么子聚集 G_l 中第 i 个方案在第 j 个属性下的偏好与群体偏好的相似度可以表示为

$$S(g_{ij}^l, \bar{g}_{ij}) = 1 - \frac{|\hat{s}(d(g_{ij}^l, \bar{g}_{ij}))|}{\hat{s}(g_{ij}^l) + \hat{s}(\bar{g}_{ij})}. \tag{16}$$

其中: $d(A, B)$ 是指云 A 和 B 的模糊距离, $\hat{s}(A)$ 是指云 A 的得分值.

子聚集 G_l 在 j 个属性下的偏好值与群体偏好值的一致性可以定义为

$$S_j^l = \sum_{i=1}^n S(g_{ij}^l, \bar{g}_{ij}), j = 1, 2, \dots, m. \tag{17}$$

子聚集 G_l 与群体偏好值的一致性越高越好, 因此本文建立如下优化模型:

$$\begin{aligned} & \max \sum_{j=1}^m w_j^l S_j^l. \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1}^m w_j^l = 1, w_j^l \in \Omega. \end{aligned} \tag{18}$$

其中: Ω 表示属性权重信息不完全的集合, 一般可以分为5类:

- 1) $\{w_i^l \geq w_j^l\}$;
- 2) $\{w_i^l - w_j^l \geq \xi_i, 0 \leq \xi_i \leq 1\}$;
- 3) $\{w_i^l - w_j^l \geq w_k^l - w_t^l, j \neq k \neq t\}$;

- 4) $\{w_i^l \geq \xi_i w_j^l, 0 \leq \xi_i \leq 1;$
- 5) $\{\xi_i \leq w_i^l \leq \xi_i + \epsilon_i, 0 \leq \xi_i \leq \xi_i + \epsilon_i \leq 1.$

权重信息可以是5种情形中一种或多种的组合^[21]. 求解优化模型可以得到各个聚集下属性的权重信息,从而求解群体偏好矩阵的属性权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$, 其中 $w_j = w_j^l/L$.

3.3 具体决策步骤

综合上述分析,基于多粒度语言偏好信息的大群体决策过程如下所示.

step 1: 转换多粒度语言信息. 利用3.1小节提出的多粒度语言转换模型将决策专家的偏好信息转换为云,转换后的矩阵仍记为 $r^k = (r_{ij}^k)_{n \times m}$.

step 2: 决策专家权重求解. 确定 η 的取值,利用式(14)求解决策专家的权重信息 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p)^T$.

step 3: 偏好聚类. 确定聚类阈值 Δ 的取值,利用算法1将决策专家的偏好矩阵进行聚类形成 L 个子聚集,并计算各子聚集的偏好矩阵为 $g^l = (g_{ij}^l)_{n \times m}$,最后利用式(15)求解各子聚集的权重信息 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)^T$.

step 4: 属性权重求解. 利用式(18)求解各聚集下属性的权重信息为 $w^l = (w_1^l, w_2^l, \dots, w_m^l)^T$.

step 5: 确定重要参数. 确定重要参数的取值,如共识阈值 δ , 偏好修正参数 γ ; 设置冲突消解次数 $t = 0$, 且 $g^{l(t)} = (g_{ij}^{l(t)})_{n \times m}, g^{(t)} = (g_{ij}^{(t)})_{n \times m}$.

step 6: 冲突测度. 计算聚集偏好与群体偏好之间的共识 $\sigma^{l(t)}$ 和群体共识 $\sigma^{(t)}$, 其中

$$\sigma^{l(t)} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m S(g_{ij}^{l(t)}, g_{ij}^{(t)}), \quad l = 1, 2, \dots, L, \tag{19}$$

$$\sigma^{(t)} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sigma^{l(t)}. \tag{20}$$

如果 $\sigma^{(t)} < \delta$, 则执行 step 7; 否则, 执行 step 9.

step 7: 冲突消解过程. 如果 $\sigma^{(t)} < \delta$, 则利用下式:

$$g_{ij}^{l(t+1)} = \gamma g_{ij}^{l(t)} + (1 - \gamma) g_{ij}^{(t)}, \tag{21}$$

修正聚集 $g^{l(t)}$ 的偏好信息.

step 8: 集结群体偏好. 设置 $t = t + 1$, 利用云算术平均算子集结各聚集偏好矩阵, 从而得到群体偏好矩阵 $g^{(t)} = (g_{ij}^{(t)})_{n \times m}$, 继续执行 step 6.

step 9: 方案优劣排序. 利用云算术平均算子求解各方案的综合评估值, 通过式(4)求解各方案的得分, 确定方案的最终排序.

4 算例分析

4.1 算例背景

某一食品加工公司研发了一种新的食品配方, 并想把该产品推向市场. 由于该食品配方需要一种新的原料, 所以食品加工公司采购部需要寻找新的原料供应商. 经过前期的市场调查和分析, 有4个原料供应商可供选择, 分别记为 $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$.

由于4家原料供应商所提供的原料价格差异很小, 进行决策时不考虑价格因素的影响, 主要考虑如下指标: 1) 供应商的生产能力 (c_1), 主要考察的是供应商提供原料的质量水平; 2) 供应商的财务能力 (c_2), 主要反映供应商的风险高低; 3) 供应商的合作能力 (c_3), 主要考察供应商的服务水平和售后情况; 4) 供应商的响应能力 (c_4), 主要是指解决潜在问题的能力.

通过市场调查后, 采购部给出了属性的权重范围为 $0.2 \leq w_1 \leq 0.35, 0.25 \leq w_2 \leq 0.35, 0.15 \leq w_3 \leq 0.25, 0.1 \leq w_4 \leq 0.2$.

为了选出最好的原料供应商, 采购部成立了专门的决策小组进行决策, 该决策小组由12位决策专家组成, 分别记为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{12}\}$. 如表1所示, 决策专家需要提供对其他成员的直觉信任矩阵 $v = (v_{ij})_{12 \times 12}$. 决策专家在对方案进行评价时, 可以从以下3个语言评价集中选择合适的语言变量:

表1 决策专家之间的直觉信任信息

	e_1	e_2	e_3	e_4	e_5	e_6	e_7	e_8	e_9	e_{10}	e_{11}	e_{12}
e_1	—	(0.5, 0.2)	(0.7, 0.6)	(0.9, 0)	(0.2, 0.7)	(0.7, 0.3)	—	(0.5, 0.1)	(0.6, 0.1)	—	(0.8, 0.3)	(0.9, 0.2)
e_2	(0.9, 0.4)	—	(0.6, 0.1)	(0.4, 0.4)	(0.8, 0.2)	(0.7, 0)	—	(0.7, 0.2)	(0.8, 0.1)	—	(0.7, 0.1)	(0.3, 0.8)
e_3	—	(0.6, 0.3)	—	(0.1, 0.8)	(0.9, 0)	(0.8, 0.1)	(0.4, 0.8)	—	(0.7, 0)	(0.5, 0.1)	—	(0.4, 0.2)
e_4	(0.7, 0.2)	(0.4, 0.7)	(1, 0)	—	—	(0.7, 0.1)	(0.5, 0.2)	—	(0.5, 0.2)	(0.7, 0.4)	—	(0.7, 0.1)
e_5	(0.6, 0)	(0.5, 0.4)	(0.6, 0.2)	(0.6, 0.3)	—	(0.9, 0.2)	(0.1, 0.7)	(0.3, 0.6)	(0.6, 0.3)	(0.8, 0.3)	—	(0.4, 0.6)
e_6	(0.7, 0.2)	(0.6, 0.2)	(0.9, 0.1)	(0.8, 0.1)	(0.8, 0.4)	—	(0.5, 0)	(0.7, 0.1)	—	(0.9, 0)	(0.7, 0.3)	—
e_7	—	(0.6, 0.3)	(0.4, 0.1)	—	(0.6, 0.1)	(0.6, 0.5)	—	(0.6, 0.3)	(0.4, 0.1)	—	(0.6, 0.1)	(0.6, 0.5)
e_8	(0.2, 0.5)	—	—	(0.9, 0.4)	(0.6, 0.3)	(0.5, 0.5)	(0.2, 0.5)	—	—	(0.9, 0.4)	(0.6, 0.3)	(0.5, 0.5)
e_9	(0.7, 0.1)	(0.5, 0.4)	—	(0.8, 0.3)	(0.1, 0.5)	(0.3, 0.6)	(0.7, 0.1)	(0.5, 0.4)	—	(0.8, 0.3)	(0.1, 0.5)	(0.3, 0.6)
e_{10}	(0.6, 0.3)	(0.8, 0.4)	—	—	(0.3, 0.7)	(0.9, 0)	(0.6, 0.3)	(0.8, 0.4)	—	—	(0.3, 0.7)	(0.9, 0)
e_{11}	(0.5, 0.4)	—	(0.7, 0)	(0.1, 0.7)	(0.8, 0.3)	—	—	(0.2, 0.9)	(0.9, 0)	(0.5, 0.4)	—	(0.6, 0.1)
e_{12}	—	(0.6, 0.1)	(0.4, 0.1)	(0.3, 0.8)	—	(0.7, 0.1)	(0.8, 0.4)	(0.5, 0.1)	(1, 0.1)	(0.6, 0.1)	—	—

表2 决策专家的决策信息

		c_1	c_2	c_3	c_4			c_1	c_2	c_3	c_4			c_1	c_2	c_3	c_4
e_1	x_1	h_3^2	h_6^2	h_5^2	h_4^2	e_5	x_1	h_0^3	h_6^3	h_7^3	h_8^3	e_9	x_1	h_1^1	h_2^1	h_3^1	h_4^1
	x_2	h_1^2	h_2^2	h_3^2	h_1^2		x_2	h_7^3	h_0^3	h_1^3	h_2^3		x_2	h_2^1	h_0^1	h_1^1	h_3^1
	x_3	h_5^2	h_4^2	h_6^2	h_3^2		x_3	h_0^3	h_3^3	h_7^3	h_6^3		x_3	h_1^1	h_0^1	h_2^1	h_3^1
	x_4	h_4^2	h_5^2	h_4^2	h_2^2		x_4	h_1^3	h_1^3	h_0^3	h_2^3		x_4	h_1^1	h_2^1	h_3^1	h_4^1
e_2	x_1	h_0^1	h_1^1	h_2^1	h_3^1	e_6	x_1	h_6^2	h_2^2	h_2^2	h_4^2	e_{10}	x_1	h_2^1	h_4^2	h_5^2	h_3^2
	x_2	h_4^1	h_4^1	h_3^1	h_3^1		x_2	h_2^2	h_2^2	h_4^2	h_5^2		x_2	h_2^2	h_4^2	h_5^2	h_2^1
	x_3	h_0^1	h_1^1	h_2^1	h_0^1		x_3	h_2^2	h_6^2	h_4^2	h_4^2		x_3	h_4^2	h_5^2	h_6^2	h_3^2
	x_4	h_1^1	h_4^1	h_0^1	h_2^1		x_4	h_4^2	h_4^2	h_1^2	h_6^2		x_4	h_2^1	h_4^2	h_5^2	h_2^2
e_3	x_1	h_6^3	h_2^3	h_4^3	h_7^3	e_7	x_1	h_2^3	h_6^3	h_4^3	h_8^3	e_{11}	x_1	h_2^3	h_2^1	h_6^2	h_4^2
	x_2	h_2^3	h_3^3	h_3^3	h_4^3		x_2	h_3^3	h_5^3	h_2^3	h_7^3		x_2	h_2^3	h_5^2	h_2^1	h_4^2
	x_3	h_3^3	h_6^3	h_3^3	h_4^3		x_3	h_1^3	h_2^3	h_3^3	h_7^3		x_3	h_2^2	h_2^1	h_4^2	h_3^2
	x_4	h_4^3	h_4^3	h_1^3	h_6^3		x_4	h_7^3	h_1^3	h_2^3	h_3^3		x_4	h_2^2	h_2^3	h_4^2	h_2^1
e_4	x_1	h_4^1	h_1^1	h_0^1	h_3^1	e_8	x_1	h_7^3	h_0^3	h_2^3	h_1^3	e_{12}	x_1	h_0^1	h_4^1	h_1^1	h_2^1
	x_2	h_2^1	h_3^1	h_4^1	h_1^1		x_2	h_1^3	h_2^3	h_0^3	h_3^3		x_2	h_3^1	h_3^1	h_2^1	h_1^1
	x_3	h_4^1	h_4^1	h_3^1	h_0^1		x_3	h_5^3	h_7^3	h_1^3	h_3^3		x_3	h_3^1	h_4^1	h_1^1	h_2^1
	x_4	h_2^1	h_3^1	h_4^1	h_2^1		x_4	h_3^3	h_6^3	h_7^3	h_4^3		x_4	h_3^1	h_1^1	h_0^1	h_2^1

$H^1 = \{h_0^1 = \text{很差}, h_1^1 = \text{差}, h_2^1 = \text{一般}, h_3^1 = \text{好}, h_4^1 = \text{很好}\}$,
 $H^2 = \{h_0^2 = \text{非常差}, h_1^2 = \text{很差}, h_2^2 = \text{差}, h_3^2 = \text{一般}, h_4^2 = \text{好}, h_5^2 = \text{很好}, h_6^2 = \text{非常好}\}$,
 $H^3 = \{h_0^3 = \text{极其差}, h_1^3 = \text{非常差}, h_2^3 = \text{很差}, h_3^3 = \text{差}, h_4^3 = \text{一般}, h_5^3 = \text{好}, h_6^3 = \text{很好}, h_7^3 = \text{非常好}, h_8^3 = \text{完美}\}$,

最终给出的决策信息如表2所示。

4.2 计算过程

step 1: 转换多粒度语言信息. 决策专家给出的论域范围为 $[X_{\min}, X_{\max}] = [0, 8]$, 利用3.1小节提出的多粒度语言转换模型将决策专家的偏好信息转换为云, 转换后的矩阵仍记为 $r^k = (r_{ij}^k)_{n \times m}$. 这里因为篇幅限制没有给出转换后的偏好信息。

step 2: 决策专家权重求解. 利用式(14)求解决策专家的权重信息, 结果如下(取 $\eta = 0.5$):

$$\begin{aligned} \omega_1 &= 0.082, \omega_2 = 0.064, \omega_3 = 0.128, \omega_4 = 0.047, \\ \omega_5 &= 0.060, \omega_6 = 0.141, \omega_7 = 0.045, \omega_8 = 0.057, \\ \omega_9 &= 0.151, \omega_{10} = 0.111, \omega_{11} = 0.054, \omega_{12} = 0.062. \end{aligned}$$

step 3: 偏好聚类. 给定聚类阈值 $\Delta = 0.82$, 利用算法1将决策专家的偏好矩阵进行聚类, 决策群体被聚类为4个子聚集: 子聚集 G_1 的成员有 $\{e_1, e_3, e_4, e_{10}, e_{12}\}$, 子聚集 G_2 的成员有 $\{e_2, e_5\}$, 子聚集 G_3 的成员有 $\{e_6, e_8, e_9\}$, 子聚集 G_4 的成员有 $\{e_7, e_{11}\}$. 然后利用式(15)求解各子聚集的权重信息 $\lambda = (0.430, 0.124, 0.349, 0.099)^T$.

step 4: 属性权重求解. 利用云加权算术平均算子求解群体偏好矩阵为

$$g^{(0)} = \begin{bmatrix} (3.9, 1.8, 0.3) & (4.0, 1.5, 0.2) \\ (4.0, 1.2, 0.2) & (3.8, 1.6, 0.2) \\ (3.9, 1.5, 0.2) & (4.9, 1.9, 0.3) \\ (3.7, 1.0, 0.2) & (4.5, 1.2, 0.2) \\ (4.2, 1.4, 0.2) & (5.3, 1.5, 0.2) \\ (4.1, 1.5, 0.2) & (3.9, 1.1, 0.2) \\ (4.9, 1.4, 0.2) & (3.9, 1.3, 0.2) \\ (3.8, 1.7, 0.3) & (4.7, 1.4, 0.2) \end{bmatrix}$$

利用式(18)建立各子聚集与群体偏好值的一致性优化模型, 并求解各聚集下属性的权重信息为

$$\begin{aligned} w^1 &= (0.35, 0.3, 0.25, 0.1)^T, \\ w^2 &= (0.2, 0.35, 0.25, 0.2)^T, \\ w^3 &= (0.35, 0.25, 0.2, 0.2)^T, \\ w^4 &= (0.35, 0.25, 0.25, 0.15)^T. \end{aligned}$$

step 5: 确定重要参数. 确定重要参数的取值, 共识阈值 $\delta = 0.80$, 偏好修正参数 $\gamma = 0.5$; 设置冲突消解次数 $t = 0$, 且 $g^{l(t)} = (g_{ij}^{l(t)})_{n \times m}, g^{(t)} = (g_{ij}^{(t)})_{n \times m}$.

step 6: 冲突测度. 利用式(19)聚集偏好与群体偏好之间的共识为 $\sigma^{1(0)} = 0.736, \sigma^{2(0)} = 0.704, \sigma^{3(0)} = 0.825, \sigma^{4(0)} = 0.744$. 利用式(20)得到群体共识 $\sigma^{(0)} = 0.753$. 如果 $\sigma^{(0)} < \delta = 0.80$, 则执行 step 7.

step 7: 冲突消解过程.

step 7.1: 第1轮. 子聚集 G_2 的共识水平最低, 因

此需要利用式(21)修正聚集 G_2 的偏好信息. 利用式(19)聚集偏好与群体偏好之间的共识为 $\sigma^{1(1)} = 0.745, \sigma^{2(1)} = 0.756, \sigma^{3(1)} = 0.833, \sigma^{4(1)} = 0.759$. 利用式(20)得到群体共识 $\sigma^{(1)} = 0.773$.

step 7.2: 第2轮. 子聚集 G_1 的共识水平最低, 因此需要利用式(21)修正聚集 G_1 的偏好信息. 利用式(19)聚集偏好与群体偏好之间的共识为 $\sigma^{1(2)} = 0.775, \sigma^{2(2)} = 0.781, \sigma^{3(2)} = 0.845, \sigma^{4(2)} = 0.763$. 利用式(20)得到群体共识 $\sigma^{(2)} = 0.791$.

step 7.3: 第3轮. 子聚集 G_4 的共识水平最低, 因此需要利用式(21)修正聚集 G_4 的偏好信息. 利用式(19)聚集偏好与群体偏好之间的共识为 $\sigma^{1(3)} = 0.789, \sigma^{2(3)} = 0.791, \sigma^{3(3)} = 0.855, \sigma^{4(3)} = 0.805$. 利用式(20)得到群体共识 $\sigma^{(3)} = 0.810$.

由于 $\sigma^{(3)} = 0.810 > \delta = 0.80$, 执行 step 8.

step 8: 集结群体偏好. 利用云算术平均算子集结各聚集偏好矩阵, 从而得到群体偏好矩阵为

$$g^{(3)} = \begin{bmatrix} (4.3, 1.8, 0.3) & (3.7, 1.5, 0.2) \\ (3.9, 1.1, 0.2) & (3.5, 1.6, 0.2) \\ (3.9, 1.4, 0.2) & (4.8, 1.9, 0.3) \\ (3.8, 1.0, 0.2) & (4.5, 1.1, 0.2) \\ (4.2, 1.3, 0.2) & (5.3, 1.6, 0.2) \\ (3.7, 1.5, 0.2) & (4.2, 1.1, 0.2) \\ (4.7, 1.4, 0.2) & (4.1, 1.2, 0.2) \\ (4.0, 1.6, 0.2) & (4.9, 1.6, 0.2) \end{bmatrix}$$

step 9: 方案优劣排序. 利用云算术平均算子求解各方案的综合评估值为

$$z_1 = (4.257, 1.553, 0.233), z_2 = (3.774, 1.377, 0.207), z_3 = (4.371, 1.528, 0.229), z_4 = (4.210, 1.298, 0.195).$$

通过式(4)求解各方案的得分为 $\hat{s}(z_1) = 3.003, \hat{s}(z_2) = 2.673, \hat{s}(z_3) = 3.088, \hat{s}(z_4) = 2.976$, 方案的最终排序为 $x_3 \succ x_1 \succ x_4 \succ x_2$, 因此最优方案是 x_3 .

4.3 对比分析

4.3.1 不同多粒度语言转换方法的对比

为了验证本文方法的可行性, 将多粒度语言转换为三角模糊数, 然后再利用三角模糊数算术平均算子集结各转换后的偏好信息, 得到最终的方案综合值. 为了比较本文提出的多粒度语言转换方法的优势, 在比较分析中都使用统一的决策专家权重信息和属性权重信息, 并且不考虑群体共识的影响, 计算过程如下.

利用云算术平均算子来求解决策群体的偏好矩

阵, 然后再利用云算术平均算子来求解各个方案的平均值为 $z_1 = (4.362, 1.500, 0.225), z_2 = (4.033, 1.394, 0.209), z_3 = (4.325, 1.517, 0.227), z_4 = (4.050, 1.319, 0.198)$, 再利用式(4)求得各个方案的得分为 $3.082, 2.847, 3.050, 2.870$, 因此最终的排序结果为 $x_1 \succ x_3 \succ x_4 \succ x_2$.

利用三角模糊数算术平均算子来集结各决策专家的偏好信息, 从而得到群体偏好矩阵; 然后利用三角模糊数算术平均算子来求解各个方案的平均值为 $z_1 = (0.384, 0.549, 0.701), z_2 = (0.332, 0.501, 0.667), z_3 = (0.389, 0.548, 0.703), z_4 = (0.338, 0.512, 0.678)$, 再利用文献[22]计算每个方案两两比较的可能度矩阵, 从而得到各个方案的优势度分别为 $0.220, 0.289, 0.217, 0.274$, 因此最终的排序结果为 $x_2 \succ x_4 \succ x_1 \succ x_3$.

为方便起见, 将基于三角模糊数的方法记为M1, 将基于云模型的方法记为M2. 两种方法的详细对比结果如表3所示. 显然, 两种方法所得到的方案排序不同, M1所得到的最优方案是 x_2 , 而M2所得到的最优方案为 x_1 . M1只能刻画语言变量的模糊性, 而不能刻画语言变量的随机性, 因此在转换中会导致信息的丢失和扭曲. 而M2不仅能刻画语言变量的模糊性, 而且还可以刻画语言信息的随机性. 利用M2计算方案2和方案3的综合评估值分别是 $(4.033, 1.394, 0.209), (4.325, 1.517, 0.227)$. 虽然方案2的平均值 4.033 小于方案3的平均值 4.325 , 但是方案2的熵 1.394 小于方案3的熵 1.517 , 说明方案2比较稳定. 基于以上的分析, 本文所提出方法不仅可以有效避免对比方法的不足, 而且可以有效反映语言信息的模糊性和随机性, 在一定程度上减少信息的丢失和扭曲, 是一种处理多粒度语言大群体决策问题的有效方法.

表3 方法对比

方法	方案值				排序结果
	x_1	x_2	x_3	x_4	
M1	0.220	0.289	0.217	0.274	$x_2 \succ x_4 \succ x_1 \succ x_3$
M2	3.082	2.847	3.050	2.870	$x_1 \succ x_3 \succ x_4 \succ x_2$

4.3.2 不同信任函数运算规则的对比

将本文提出的信任函数线性加法运算与基于直觉模糊集的信任函数运算规则进行对比, 从而验证本文方法的有效性. 为了后续比较的方便, 在计算过程中使用统一的属性权重信息, 且不考虑群体共识的影响, 得到的排序结果为 $x_3 \succ x_1 \succ x_2 \succ x_4$, 与本文方法得到的排序结果为 $x_1 \succ x_3 \succ x_4 \succ x_2$

不同.如例1所述,基于直觉模糊集的运算规则所求解的平均信任集存在问题,并不能真实反映每个专家的信任得分和信任冲突.例如假设专家1得到的评价为 $\{(0.6, 0.4), (0.4, 0.6)\}$,专家二得到的评价为 $\{(0.6, 0.4), (0.6, 0.4)\}$,根据基于直觉模糊集的运算规则可以得到专家1和专家2的信任得分为0.02和0.这明显与我们的直觉不同,因为专家1的信任得分应该低于专家2的信任得分.而根据线性加法运算可以得到专家1和专家2的信任得分为0和0.2,该结果符合我们的直觉.因此,利用本文提出的线性加法运算计算得到的结果更加符合直觉,据此得到的专家权重信息和排序结果也更加合理.

4.3.3 不同权重求解方法的对比

将本文的权重求解方法与文献[4]提出的方法进行比较,从而验证本文方法的合理性.为了保证两种方法的可比性,本文不考虑群体共识的影响,利用文献[4]的方法得到的排序结果为 $x_2 \succ x_1 \succ x_3 \succ x_4$;而本文方法得到的结果为 $x_1 \succ x_3 \succ x_4 \succ x_2$.两种方法所得到的排序结果不同,主要原因是专家权重和聚集权重求解方法存在差异.在文献[4]中,通过构建同一聚集内专家偏好差异最小化模型来求解每个聚集内部的专家权重;然后再通过熵权模型来求解每个聚集的权重为 $(0.313, 0.288, 0.238, 0.163)^T$.而本文主要通过构建专家之间的信任矩阵来求解专家权重;在对专家群体进行聚类后,对子聚集内部的专家权重进行求和得到了每个聚集的权重为 $(0.430, 0.124, 0.349, 0.099)^T$.聚集 G_1 、 G_2 、 G_3 和 G_4 包含的专家人数分别为5、2、3、2,因此 G_1 的权重最大, G_3 次之, G_2 和 G_4 的权重最小.聚集 G_2 和 G_4 都包含2位专家,但 G_2 的2位专家权重为0.064和0.06,高于 G_4 的2位专家权重0.045和0.054,因此 G_2 的权重高于 G_4 .基于以上分析,本文的方法充分体现了这条原则:子聚集内部的专家权重越大,该聚集的权重也越大;子聚集内部的专家人数越多,该聚集的权重也越大.因此,本文所构建的专家权重求解模型可以充分挖掘决策者之间的信任关系,从而得到合理的权重信息.

5 结论

本文针对属性权重部分已知、决策者权重信息完全未知的情形,提出了一种基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法,主要贡献有3个方面:

1) 引入云模型来将多粒度语言转换为同一论域的云,不仅可以考虑到语言信息的模糊性,而且还保

留了语言信息的随机性.

2) 针对已有信任函数的不足和缺陷,提出了一种直觉信任集的概念,并给出了相应的直觉信任集线性运算法则.

3) 构建了多层权重求解模型来确定属性权重、聚集权重和决策者权重.

本文所提出方法为解决大群体决策问题提供了一种新思路:由于决策人数较多,该方法充分考虑了各决策专家之间的认知差异,使得不同决策者可以采用各自的语言集对方案进行评价,更加符合实际决策情况;同时考虑到决策专家之间存在相互关系,通过构建专家之间的信任矩阵来求解决策专家的权重信息,保证了决策专家赋权的合理性;最后将多粒度语言转换为云模型进行处理,有效避免决策信息的丢失和扭曲,进而降低决策风险,提高决策质量.在实践应用中,本文的方法可以应用于公司重大投资决策、大型工程决策等问题,帮助相关管理者进行决策,具有较大的实际意义和应用价值.

该方法需要决策者提供两种评价信息,相对比较耗时.另外,由于决策者出于自身利益的考虑,可能导致提供的评价信息带有一定的主观随意性.因此,可采用一定的方式对决策者的可靠性进行测度,如文献[23]构建了专家可信度测量模型,从两个方面来对可信度进行测度:一是专家偏好信息的一致性程度;二是专家偏好信息与群体偏好信息之间的差异程度.可以借鉴文献[23]所构建的模型对可靠性进行测度.对于可靠性差的决策者,可以要求其重新提供评价信息或者不考虑其评价信息.限于篇幅,将在以后的研究中进行探讨.

参考文献(References)

- [1] 徐选华. 面向特大自然灾害:复杂大群体决策模型及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
(Xu X H. Complex large group decision making models and its application oriented outside nature disasters[M]. Beijing: Science Press, 2012.)
- [2] Wang P, Xu X H, Huang S, et al. A linguistic large group decision making method based on the cloud model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(6): 3314-3326.
- [3] 徐选华, 吴慧迪. 基于改进云模型的语言偏好信息多属性大群体决策方法[J]. 管理工程学报, 2018, 32(1): 117-125.
(Xu X H, Wu H D. Approach for multi-attribute large group decision-making with linguistic preference information based on improved cloud model[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2018, 32(1): 117-125.)

- [4] 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.
- [5] Li C C, Dong Y C, Herrera F. A consensus model for large-scale linguistic group decision making with a feedback recommendation based on clustered personalized individual semantics and opposing consensus groups[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(2): 221-233.
- [6] 徐选华, 王佩, 蔡晨光. 基于云相似度的语言偏好信息多属性大群体决策方法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(3): 459-466.
(Xu X H, Wang P, Cai C G. Linguistic multi-attribute large group decision-making method based on similarity measurement of cloud model[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(3): 459-466.)
- [7] 徐选华, 孙倩. 基于属性多粒度的双层权重大群体决策方法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(10): 1908-1914.
(Xu X H, Sun Q. Two-layer weight large group decisionmaking method based on multi-granularity attributes[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(10): 1908-1914.)
- [8] Zhang Z, Guo C H, Martínez L. Managing multigranular linguistic distribution assessments in large-scale multiattribute group decision making[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(11): 3063-3076.
- [9] Mao X B, Hu S S, Dong J Y, et al. Multi-attribute group decision making based on cloud aggregation operators under interval-valued hesitant fuzzy linguistic environment[J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2018, 20(7): 2273-2300.
- [10] Peng H G, Zhang H Y, Wang J Q, et al. An uncertain Z-number multicriteria group decision-making method with cloud models[J]. *Information Sciences*, 2019, 501: 136-154.
- [11] Patricia V, Chris C, Enrique H, et al. Practical aggregation operators for gradual trust and distrust[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2011, 184(1): 126-147.
- [12] Li D Y, Liu C Y, Gan W Y. A new cognitive model: Cloud model[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2009, 24(3): 357-375.
- [13] 李德毅, 杜鹤. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
(Li D Y, Du Y. *Artificial intelligence with uncertainty*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2005.)
- [14] Wang J Q, Peng L, Zhang H Y, et al. Method of multi-criteria group decision-making based on cloud aggregation operators with linguistic information[J]. *Information Sciences*, 2014, 274: 177-191.
- [15] 王坚强, 杨恶恶. 基于蒙特卡罗模拟的直觉正态云多准则群决策方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(11): 2859-2865.
(Wang J Q, Yang W E. Multiple criteria group decision making method based on intuitionistic normal cloud by Monte Carlo simulation[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2013, 33(11): 2859-2865.)
- [16] 鲍广宇, 连向磊, 何明, 等. 基于新型语言评估标度的二元语义改进模型[J]. *控制与决策*, 2010, 25(5): 780-784.
(Bao G Y, Lian X L, He M, et al. Improved two-tuple linguistic representation model based on new linguistic evaluation scale[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(5): 780-784.)
- [17] Chu J F, Liu X W, Wang Y M. Social network analysis based approach to group decision making problem with fuzzy preference relations[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2016, 31(3): 1271-1285.
- [18] Li Y M, Lai C Y. A social appraisal mechanism for online purchase decision support in the micro-blogsphere[J]. *Decision Support Systems*, 2014, 59: 190-205.
- [19] Recio-García J A, Quijano L, Díaz-Agudo B. Including social factors in an argumentative model for group decision support systems[J]. *Decision Support Systems*, 2013, 56: 48-55.
- [20] Jøfssang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision[J]. *Decision Support Systems*, 2007, 43(2): 618-644.
- [21] 万树平. 直觉模糊多属性决策方法综述[J]. *控制与决策*, 2010, 25(11): 1601-1606.
(Wan S P. Survey on intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making approach[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(11): 1601-1606.)
- [22] 徐泽水. 对方案有偏好的三角模糊数型多属性决策方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(8): 9-12.
(Xu Z S. Study on method for triangular fuzzy number-based multi-attribute decision making with preference information on alternatives[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(8): 9-12.)
- [23] Liu X, Xu Y J, Montes R, et al. Alternative ranking-based clustering and reliability index-based consensus reaching process for hesitant fuzzy large scale group decision making[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(1): 159-171.

作者简介

王佩(1988—), 女, 讲师, 博士, 从事决策理论与方法、应急决策等研究, E-mail: pei.wang@gdufs.edu.cn;

张婧(1982—), 女, 讲师, 博士, 从事优化理论与方法的研究, E-mail: zhangjing325@126.com;

张威威(1991—), 男, 博士生, 从事应急管理决策的研究, E-mail: zhangww@csu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)