

个性化个体语义驱动的语言分布多属性群决策

胡蕾, 张世涛, 侯景琦, 刘小弟

(安徽工业大学数理科学与工程学院 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 实际群决策中,相同语言表达被不同决策者个性理解称之为个性化个体语义。针对语言分布评价信息下的多属性群决策问题,提出一种基于个性化个体语义的多属性群决策方法。首先,集成专家个性化的属性权重和最佳-最差方法(best-worst method, BWM)模型中的一致性驱动思想构建优化模型,确定每个专家的个性化个体语义标度;然后,为有效集结个体意见形成群体意见,在群体共识和可信度双视角下构建多目标优化模型,用来确定差异化的专家权重。在此基础上,计算群体关于备选方案的综合评价对方案排序择优;最后,通过一个在线评论多属性群决策的案例说明所提决策方法的有效性和合理性。

关键词: 语言分布; 个性化个体语义; 属性权重; 共识度; 可信度

中图分类号: C934; O159

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2023)02-0041-10

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2021523

Personalized Individual Semantics-driven Multi-attribute Group Decision-making under Linguistic Distribution Environment

HU Lei, ZHANG Shitao, HOU Jingqi, LIU Xiaodi

(School of Mathematics & Physics Science and Engineering, Anhui University of Technology,
Ma'anshan 243032, China)

Abstract: In actual group decision-making, the same linguistic expression was understood by different decision-makers individually, which was called personalized individual semantics. Aiming at the problem of multi-attribute group decision-making with linguistic distribution assessment information, a multi-attribute group decision-making method based on personalized individual semantics was proposed. Firstly, an optimization model was constructed by integrating the personalized attribute weights of experts and the consistency-driven ideas from the BWM (best-worst method) model to determine the personalized individual semantic scale of each expert. Secondly, in order to effectively aggregate individual opinion to form group opinions, a multi-objective optimization model was established to determine the differentiated expert weights from the dual perspectives of group consensus and credibility. Based on these, the alternatives were ranked and selected by calculating the comprehensive evaluation values of the alternatives for the group. Finally, the validity and rationality of the proposed decision-making method were illustrated by a case of multi-attribute group decision-making with online reviews.

Key words: linguistic distribution; personalized individual semantics; attribute weights; consensus measure; credibility measure

收稿日期: 2021-12-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(72074001, 71601002); 教育部人文社会科学青年基金项目(18YJC630249); 安徽省自然科学基金项目(2108085MG240); 大学生创新创业训练计划项目(202010360126)。

第一作者: 胡蕾(1998—), 女, 硕士研究生, 主要从事语言群决策研究, E-mail: hulei15956399394@163.com。

通信作者: 张世涛(1980—), 男, 副教授, 主要从事决策与优化研究, E-mail: zhangshitao1980@126.com。

0 引言

多属性决策是指在多个属性下对若干个备选方案进行评价和择优决策的过程^[1]。实际群决策中,专家们可能更愿意使用语言术语来表达对事物的评价。为此,语言型多属性群决策受到了学者们的广泛关注。针对语言信息处理,Herrera等^[2]提出了二元语义的概念。在二元语义的基础上,Wang等^[3]给出比例二元语义数值模型,基本思想是将符号比例信息添加到语言项中。受比例二元语义数值模型的启发,Zhang等^[4]提出了语言分布(linguistic distribution, LD)的概念。为提高语言表达的灵活性,Rodriguez等^[5]提出犹豫模糊语言术语集(hesitant fuzzy linguistic term sets, HFLTS),它是一种使用有限个连续语言术语来表达决策者偏好的工具。与HFLTS相比,LD的特点是对给定的所有语言项都赋以比例。因而,拓展的比例二元语义或者具有分布特征信息的HFLTS在一定程度上都是LD思想的起源^[6]。LD是不确定性和复杂性偏好信息表征的有力工具,近年来在学术界已达成一定共识,相关研究主要包括运算、测度和决策方法、群体共识模型、聚类 and 分类方法等^[6]。例如,Yao^[7]提出新的LD距离测度。Liang等^[8]提出多粒度LD证据推理群决策方法。

在实际决策中,由于专家背景知识的不同,不同的人对相同的语言术语可能会有不同的理解^[9],例如,当两个审稿人收到同一份稿件时,都给出了“很好”的评价,然而,对这两个审稿人而言,由于背景、知识不同,“很好”这个语言术语可能会对应不同的数值标度。现有文献多采用2-型模糊集和多粒度语言术语模型来处理语言术语的多重含义,然而它们都不能表示每个专家对相同语言术语的个性化理解^[10]。为此,Li等^[10]提出基于个性化个体语义(personalized individual semantics, PIS)的方法进行语言群决策,其优势是能够反映个体在理解词方面的差异。在此基础上,基于一致性驱动的PIS优化方法^[11]和基于PIS的群体共识反馈机制^[12]相继提出。此外,PIS在理解词方面的模型也被应用到大群体语言决策^[13]。

通过梳理既有文献,发现语言分布评价信息下的多属性群决策仍有以下不足:1)在语言分布多属性群决策环境下,利用单一的决策矩阵信息优化个性化个体语义的文献仍不多,较难找到合适的目标函数来优化个性化个体语义标度;2)在语言分布群

决策背景下,针对某些具体问题,确定专家权重的视角还不够全面。特别地,对于给定专家个性化属性权重的群决策情形,属性权重的个性化赋值差异一定程度上反映了专家可信度,进而影响专家的重要性或权威性,这一点容易被忽视。鉴于此,本文借用最佳-最差方法(best-worst method, BWM)模型中的一致性驱动思想,结合群体共识和可信测度,提出一种基于个性化个体语义的语言分布多属性群决策方法。主要创新点在于:1)提出集成个性化属性权重和一致性驱动思想的专家个体语义标度优化方法;2)从群体共识和可信度双视角,构建专家权重双目标优化模型确定差异化的专家权重。

1 问题描述

1.1 基本定义

定义1^[4] 设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 是一个预先定义的以零为对称中心、语言术语个数为奇数的语言术语集,且 τ 为正整数。设 $d = \{(s_t, p_t) \mid t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$, 其中: $s_t \in S; p_t \geq 0$ 且 $\sum_{t=-\tau}^{\tau} p_t = 1; p_t$ 为语言术语 s_t 的比例分配,则称 d 为 S 上的语言分布。称

$$E(d) = \sum_{t=-\tau}^{\tau} NS(s_t) p_t = \sum_{t=-\tau}^{\tau} f(s_t) p_t \quad (1)$$

为 d 的期望函数。

定义2^[14] 设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 是一个语言术语集(定义1), \mathbf{R} 为实数集。定义函数 $NS: S \rightarrow \mathbf{R}$ 是 S 上的标度函数,称 $NS(s_t)$ 是 s_t 的数值标度。

定义3^[15] 设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 是一个语言术语集(定义1),定义语言标度函数 $f: [s_{-\tau}, s_\tau] \rightarrow [0, 1], s_\alpha \rightarrow \varphi$ 。这里 $f(s_\alpha) = (\alpha + \tau) / 2\tau = \varphi$ 。

定义4^[4] 设 d_1, d_2 和 d 均为语言术语集 S 上的语言分布,定义语言分布的比较算子和负算子如下。

1) 比较算子:如果 $E(d_1) > E(d_2)$, 则 d_1 大于 d_2 ; 如果 $E(d_1) = E(d_2)$, 则 d_1 等于 d_2 。

2) 负算子:设 $d = \{(s_t, p_t) \mid t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 为语言分布,称 $Neg(d)$ 为 d 的负算子,其中

$$Neg(d) = \{(s_t, p_{-t}) \mid t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\} \quad (2)$$

1.2 问题描述

本文考察基于个性化个体语义的语言分布多属性群决策问题。假设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 为预先定义的语言术语集,专家集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k, \dots, e_l\}, l \geq 2$, 决策方案集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}, n \geq 2$, 属性集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_j, \dots, a_m\}, m \geq 2$, 这里 $a_j \in A_1 \cup A_2$, 其中: A_1 和 A_2 分别表示成本型和效益型属性集。设 $\omega^k = (\omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_j^k, \dots, \omega_m^k)^T$ 是已知的专家 e_k 对应的个性化属性权重向量, 满足 $\sum_{j=1}^m \omega_j^k = 1, \omega_j^k \geq 0, j = 1, 2, \dots, m$ 。
 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, \dots, \lambda_l)^T$ 是未知的专家权重向量, 满足 $\sum_{k=1}^l \lambda_k = 1, \lambda_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, l$ 。专家 e_k 针对方案集 X 关于属性集 A 给出了语言分布决策矩阵 $Z^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, l$, 这里 z_{ij}^k 为语言分布形式的评价值(见定义1), 表示专家 e_k 在属性 a_j 下针对方案 x_i 的评价。

2 主要模型与方法

针对语言分布评价信息下的多属性群决策问题, 本文进行决策的基本思路是: 首先, 利用每个专家的个性化属性权重和给定的决策矩阵, 构建优化模型确定专家的个性化语义标度; 然后, 构建专家群体共识度和可信度, 利用它们构建双目标规划模型确定专家权重; 最后, 计算专家的综合评价, 对备选方案进行排序。

2.1 集成个性化属性权重和一致性驱动思想的专家个体语义优化模型

实际决策中, 定性信息的有效处理十分关键, 涉及词计算。针对词计算, Li 等^[10] 提出了个性化个体语义的概念, 其核心思想是不同的人对于相同的语言术语有不同的理解。在语言多属性群决策环境下, 语言评价的个性化差异对决策结果必有影响, 个性化语义对应的数值标度设置不当定会导致决策偏差。为此, 本节针对语言多属性群决策环境, 提出一个新的优化个性化个体语义的方法, 以弥补现有研究的不足。

首先, 对语言分布矩阵 $Z^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}$ 进行规范化, 得到规范化决策矩阵 $\bar{Z}^k = (\bar{z}_{ij}^k)_{n \times m}$,

$$\bar{z}_{ij}^k = \begin{cases} z_{ij}^k, & a_j \in A_2 \\ \text{Neg}(z_{ij}^k), & a_j \in A_1 \end{cases}, \quad (3)$$

这里 $\text{Neg}(z_{ij}^k)$ 为语言分布的负算子。为方便表达,

规范化后 \bar{z}_{ij}^k 仍用 z_{ij}^k 表示。

利用式(1)计算 z_{ij}^k 的期望值 Q_{ij}^k , 即

$$Q_{ij}^k = \sum_{t=-\tau}^{\tau} NS(s_{ij,t}^k) p_{ij,t}^k, \quad (4)$$

其中: $NS(s_{ij,t}^k)$ 是 $s_{ij,t}^k$ 的数值标度。

其次, 假设专家视角下的个性化属性权重 $(\omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_j^k, \dots, \omega_m^k)^T$ 已知, 利用决策矩阵 $Z^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}$ 得到专家关于属性对的偏好关系, 反向利用 BWM^[16] 模型中的一致性驱动思想构建优化模型, 确定每个专家的个性化个体语义标度, 具体步骤如下。

Step 1 确定一组属性集。

Step 2 给出专家 e_k 个性化视角下的最优属性 a_B^k 和最差属性 $a_W^k, k = 1, 2, \dots, l$ 。

Step 3 确定最优属性和其他属性的成对比较值向量 $A_B^k = (a_{B1}^k, a_{B2}^k, \dots, a_{Bm}^k), a_{Bj}^k$ 表示最优属性 a_B^k 和第 j 个属性 a_j^k 的偏好度,

$$a_{Bj}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{iB}^k, Q_{ij}^k), \quad (5)$$

这里 $h(Q_{iB}^k, Q_{ij}^k)$ 表示效用值与乘性偏好关系的转换函数。特别地, 可取

$$h(Q_{iB}^k, Q_{ij}^k) = \begin{cases} \frac{Q_{iB}^k}{Q_{ij}^k}, & (Q_{iB}^k, Q_{ij}^k) \neq (0, 0) \\ 1, & (Q_{iB}^k, Q_{ij}^k) = (0, 0) \end{cases}.$$

Step 4 确定其他属性和最差属性的成对比较值向量 $A_W^k = (a_{1W}^k, a_{2W}^k, \dots, a_{mW}^k), a_{jW}^k$ 表示第 j 个属性 a_j^k 和最差属性 a_W^k 的偏好度,

$$a_{jW}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{ij}^k, Q_{iW}^k), \quad (6)$$

这里 $h(Q_{ij}^k, Q_{iW}^k)$ 表示效用值与乘性偏好关系的转换函数。特别地, 可取

$$h(Q_{ij}^k, Q_{iW}^k) = \begin{cases} \frac{Q_{ij}^k}{Q_{iW}^k}, & (Q_{ij}^k, Q_{iW}^k) \neq (0, 0) \\ 1, & (Q_{ij}^k, Q_{iW}^k) = (0, 0) \end{cases}.$$

Step 5 集成专家个性化的属性权重和 BWM 模型中的一致性驱动思想构建优化模型, 确定每个专家的个性化个体语义标度。在 BWM 模型中, 属性权重的最优情况应该满足 $\omega_B^k / \omega_j^k = a_{Bj}^k, \omega_j^k / \omega_W^k = a_{jW}^k$ 。为达到上述条件, 对于所有的 j , 应使 $|\omega_B^k / \omega_j^k - a_{Bj}^k|$ 和 $|\omega_j^k / \omega_W^k - a_{jW}^k|$ 的偏差最小。

值得注意的是, 与经典 BWM 求解属性权重的方法不同, 这里仅借用 BWM 模型的一致性驱动思想, 即假设专家的个性化属性权重已知, 通过优化专

家的个性化个体语义标度,使得属性权重比值与属性对的乘性偏好尽可能一致。

此外,针对个性化语言数值标度的优化还需要满足以下要求。

1) 有序性。

$$NS^k(s_{t+1}) > NS^k(s_t), \\ t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau - 1; k = 1, 2, \dots, l. \quad (7)$$

为了控制两个连续数值标度之间的判别程度,应使 $NS^k(s_{t+1}) - NS^k(s_t) \geq \gamma, t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau - 1, k = 1, 2, \dots, l$, 这里 $\gamma \in [0, 1/\tau]$ 。

2) 数值标度的范围。为了更加灵活地表达数值尺度,它应满足

$$NS^k(s_t) = \begin{cases} 0, & t = -\tau \\ 0.5, & t = 0 \\ 1, & t = \tau \end{cases} \\ NS^k(s_t) \in \left[\frac{t + \tau - \Delta}{2\tau}, \frac{t + \tau + \Delta}{2\tau} \right], t \in [-\tau + 1, \tau - 1], \quad (8)$$

式中 Δ 可以扩大 $NS^k(s_t)$ 的范围,当 Δ 越大, $NS^k(s_t)$ 的范围也就越大,但需要保证 $NS^k(s_t) \in [0, 1]$ 。

综上,本文建立如下优化模型,以确定专家个性化的语言数值标度,即

$$\min \max_j (|\omega_B^k/\omega_j^k - a_{Bj}^k|, |\omega_j^k/\omega_W^k - a_{jW}^k|) \\ \text{s. t.} \begin{cases} Q_{ij}^k = \sum_{t=-\tau}^{\tau} NS(s_{ij,t}^k) p_{ij,t}^k, \\ i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m, \\ a_{Bj}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{iB}^k, Q_{ij}^k), a_{jW}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{ij}^k, Q_{iW}^k), \\ j = 1, 2, \dots, m, \\ NS^k(s_{t+1}) - NS^k(s_t) \geq \gamma, \\ t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau - 1, \\ NS^k(s_{-\tau}) = 0, NS^k(s_0) = 0.5, NS^k(s_{\tau}) = 1, \\ NS^k(s_t) \in \left[\frac{t + \tau - \Delta}{2\tau}, \frac{t + \tau + \Delta}{2\tau} \right], \\ t = -\tau + 1, \dots, -1, 1, \dots, \tau - 1. \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中决策变量为 $NS(s_t), t = -\tau + 1, -\tau + 2, \dots, -1, 1, \dots, \tau - 2, \tau - 1$ 。设 Ω 为式(9)的可行域,由于 $NS(s_t) = (t + \tau)/2\tau$ 是 $(M - 1)$ 的一个可行解,所以 Ω 非空。不难验证式(9)的可行域 Ω 是有界闭区域,且目标函数为 Ω 上的连续函数,据多元函数的最值定理可知式(9)的最优解存在。

为方便求解,式(9)可等价转化为

$$\min \xi \\ \text{s. t.} \begin{cases} |\omega_B^k/\omega_j^k - a_{Bj}^k| \leq \xi, |\omega_j^k/\omega_W^k - a_{jW}^k| \leq \xi, \\ j = 1, 2, \dots, m, \\ Q_{ij}^k = \sum_{t=-\tau}^{\tau} NS(s_{ij,t}^k) p_{ij,t}^k, \\ i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m, \\ a_{Bj}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{iB}^k, Q_{ij}^k), \\ a_{jW}^k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(Q_{ij}^k, Q_{iW}^k), j = 1, 2, \dots, m, \\ NS^k(s_{t+1}) - NS^k(s_t) \geq \gamma, \\ t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau - 1, \\ NS^k(s_{-\tau}) = 0, NS^k(s_0) = 0.5, NS^k(s_{\tau}) = 1, \\ NS^k(s_t) \in \left[\frac{t + \tau - \Delta}{2\tau}, \frac{t + \tau + \Delta}{2\tau} \right], \\ t = -\tau + 1, \dots, -1, 1, \dots, \tau - 1. \end{cases} \quad (10)$$

其中: $NS^k(s_t), \xi$ 为决策变量。

2.2 群体共识和可信度双视角下的专家权重确定模型

群体决策中,专家经验态度不尽相同,导致专家的相对重要性或贡献必有差异。在群体共识背景下,专家权重的主要作用表现在:1) 个体观点的共识集结;2) 非共识修正的识别和引导(例如对共识度低的专家适当惩罚其权重等)。因而,利用共识确定专家权重在决策中十分关键。此外,将可信度作为专家权重确定的证据,可以增加专家对于权重值的信服。

共识一般定义为所有专家对决策结果的一致同意,然而,这种“硬共识”在实际决策中往往较难实现。于是 Kacprzyk 和 Fedrizzi 提出了“软共识”的概念,即共识达到一定水平。为了让共识达到预定水平,一般有两种方式:1) 反馈式建议专家改变其提供的偏好信息;2) 自适应式更新专家的权重。在这两种方式中,群体共识度的测算尤为关键,本文试图从两个视角(整体差异度和部分差异度)来刻画群体的共识程度。

首先,计算专家 e_k 和专家 e_h 关于备选方案 x_i 的整体差异度 $d_c(z_i^k, z_i^h)$, 即

$$d_c(z_i^k, z_i^h) = \left| \sum_{j=1}^m \omega_j^k Q_{ij}^k - \sum_{j=1}^m \omega_j^h Q_{ij}^h \right|, \quad (11)$$

其中: ω_j^k, ω_j^h 已知; Q_{ij}^k, Q_{ij}^h 由 $(M-2)$ 得到。然而若 $\sum_{j=1}^m \omega_j^k Q_{ij}^k = \sum_{j=1}^m \omega_j^h Q_{ij}^h$, 则公式(9)无法计算它们之间的差异。

其次,计算专家 e_k 和专家 e_h 关于备选方案 x_i 的部分差异度 $d_p(z_i^k, z_i^h)$, 即

$$d_p(z_i^k, z_i^h) = \left(\sum_{j=1}^m |Q_{ij}^k - Q_{ij}^h| \sigma_j^{k,h} \right) / m, \quad (12)$$

其中: $\sigma_j^{k,h} = 1 - |\omega_j^k - \omega_j^h|$ 表示专家 e_k 和专家 e_h 针对 a_j 重要性个人观点相似性的系数。特别地,这里假设 $0^0 = 0$, 即出现 $Q_{ij}^k = Q_{ij}^h$, 并且 $|\omega_j^k - \omega_j^h| = 1$ 。

将上述两个视角下的测度方法进行综合,得到专家 e_k 和专家 e_h 关于备选方案 x_i 的综合差异度为 $d_\alpha(z_i^k, z_i^h) = \alpha d_G(z_i^k, z_i^h) + (1 - \alpha) d_p(z_i^k, z_i^h)$, (13)

其中: $\alpha = 0.5 + \left(\sum_{j=1}^m |\omega_j^k - \omega_j^h| \right) / 2m$ 。

此外,文献[17]中指出,对于 $\forall j$, 当 $|\omega_j^k - \omega_j^h| = 1, \alpha = 1$ 。然而,经过验证,只有在 $m \leq 2$ 时,才会出现上述情况。例如当 $m = 3$ 时,不妨取极端情形 $\omega^1 = (1, 0, 0)^T, \omega^2 = (0, 1, 0)^T$, 则 $|\omega_3^1 - \omega_3^2| = 0, \alpha \neq 1$ 易知不符合文献[17]的结论。考虑到本文中 $m \geq 2$, 所以只有 $\omega^1 = (1, 0)^T, \omega^2 = (0, 1)^T$ 或者 $\omega^1 = (0, 1)^T, \omega^2 = (1, 0)^T$ 才会出现 $\alpha = 1$ 。对于其他情况,即 $\alpha < 1$, 综合差异度仍可用式(13)计算。

定义5 共识度。称

$$CI_{k,h}(x_i) = 1 - d_\alpha(z_i^k, z_i^h) \quad (14)$$

为专家 e_k 和专家 e_h 关于备选方案 x_i 的共识度。 $CI_{k,h}(x_i) \in [0, 1]$, 反映了两两专家之间观点的相似性。 $CI_{k,h}(x_i)$ 值越大,共识度越大。从而,专家 e_k 和专家 e_h 之间的共识度为

$$GCI_{k,h} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n CI_{k,h}(x_i). \quad (15)$$

进一步,专家 e_k 与群体之间的共识度为

$$GCI_k = \sum_{h=1}^l \lambda_h GCI_{k,h}, \quad (16)$$

因此,群体共识度为

$$GCI = \sum_{k=1}^l \lambda_k \sum_{h=1}^l \lambda_h GCI_{k,h}. \quad (17)$$

此外,考虑到决策过程中专家权重的赋值还受到专家可信度的影响,Fu等^[18]将可信度引入多属性群决策分析,并定义专家可信度为专家给出的属性权重与实际属性权重的相似性。而实际属性权重较难获得,于是Zhang等^[19]利用属性权重值和属性排序的差异定义了基于距离的专家可信度。受上述启发,在给定专家个性化属性权重的基础上,本文引入属性权重值矩阵和属性排序矩阵来计算不同专家对于属性的个性化理解,分别用个性化属性权重值的差异和属性排序的差异来综合衡量专家可信度,

避免可能的决策偏差。

首先,基于每个专家的属性权重值得到属性权重矩阵 ω ,

$$\omega = \begin{pmatrix} \omega^1 \\ \omega^2 \\ \vdots \\ \omega^l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \omega_1^1 & \cdots & \omega_m^1 \\ \omega_1^2 & \cdots & \omega_m^2 \\ \vdots & & \vdots \\ \omega_1^l & \cdots & \omega_m^l \end{pmatrix},$$

计算专家 e_k 、专家 e_h 关于属性权重值的非相似性,即

$$d_\omega^{k,h} = \sum_{j=1}^m |\omega_j^k - \omega_j^h|. \quad (18)$$

当专家 e_h 越相信 e_k , 他们之间关于属性权重的距离也就越小。因而,在一定程度上,个体属性权重值的非相似性体现了专家可信度的非相似性。

然后,利用属性权重矩阵 ω 得出属性排序矩阵 \bar{R} , 这里直接利用属性权重值排序,

$$\bar{R} = \begin{pmatrix} \bar{R}^1 \\ \bar{R}^2 \\ \vdots \\ \bar{R}^l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{R}_1^1 & \cdots & \bar{R}_m^1 \\ \bar{R}_1^2 & \cdots & \bar{R}_m^2 \\ \vdots & & \vdots \\ \bar{R}_1^l & \cdots & \bar{R}_m^l \end{pmatrix},$$

为使属性排序矩阵与属性权重值矩阵同量纲化,将排序矩阵 \bar{R} 按行归一化得到新的排序矩阵 R ,

$$R = \begin{pmatrix} R^1 \\ R^2 \\ \vdots \\ R^l \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_1^1 & \cdots & R_m^1 \\ \vdots & & \vdots \\ R_1^l & \cdots & R_m^l \end{pmatrix},$$

其中 $R^k = (\bar{R}_j^k) / \left(\sum_{j=1}^m \bar{R}_j^k \right)$ 。

计算专家 e_k 和专家 e_h 关于个体属性排序的差异性,即

$$d_R^{k,h} = \sum_{j=1}^m |R_j^k - R_j^h|. \quad (19)$$

当专家 e_h 越相信 e_k , 他们之间关于个体属性排序的距离也越小。因而,在一定程度上,个体属性排序的非相似性也体现专家可信度的非相似性。

联立式(18)和式(19),可得专家 e_k 对专家 e_h 可信度的非相似性测度为

$$d_\beta^{k,h} = \beta d_\omega^{k,h} + (1 - \beta) d_R^{k,h}, \quad (20)$$

其中:参数 β 是平衡系数,反映对这两种可信度测量方式的偏好, $\beta \in [0, 1]$ 。

定义6 可信度。称

$$GCD^{k,h} = 1 - d_\beta^{k,h} \quad (21)$$

为专家 e_k 对于专家 e_h 的可信度。 $GCD^{k,h} \in [0, 1]$, $GCD^{k,h}$ 越大,可信度越大。

专家 e_k 的可信度为

$$GCD^k = \sum_{h=1}^l \lambda_h GCD^{k,h}, \quad (22)$$

因此,整体可信度为

$$GCD = \sum_{k=1}^l \lambda_k \sum_{h=1}^l \lambda_h GCD^{k,h}. \quad (23)$$

专家观点的相似性,即共识度;专家对于个体属性权重值和个体属性排序评价的相似性,即可信度。两者都对专家权重的确定产生了影响。鉴于此,从群体共识和可信度双视角,构建双目标优化模型(M-3)确定差异化的专家权重。

$$\begin{aligned} & \max GCI \\ & \max GCD \\ \text{s. t. } & \begin{cases} \sum_{k=1}^l \lambda_k = 1, \\ \lambda_k \geq 0 \quad k = 1, 2, \dots, l, \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

其中: $\lambda_k (k = 1, 2, \dots, l)$ 为决策变量。

式(24)是一个双目标规划问题,基于文献[20]的极小、极大思想,为计算方便,设 $f = \min(GCI, GCD)$, 则 $GCD \geq f, GCI \geq f$, 得到如下等价的优化模型

$$\begin{aligned} & \max f \\ \text{s. t. } & \begin{cases} GCD \geq f, \\ GCI \geq f, \\ \sum_{k=1}^l \lambda_k = 1, \\ \lambda_k \geq 0, \quad k = 1, 2, \dots, l, \end{cases} \end{aligned} \quad (25)$$

其中: $\lambda_k (k = 1, 2, \dots, l)$ 是决策变量。

2.3 语言分布多属性群决策方法

针对本文所讨论的语言分布多属性群决策问题,根据上述分析,在充分考虑到决策者个体语义的差异以及专家个体的异质性,为集结专家个体观点形成群体观点对方案排序择优,提出了一种个性化个体语义驱动的语言分布多属性群决策方法。具体的决策步骤如下。

输入: 个体语言分布决策矩阵 $\mathbf{Z}^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}$, 个体属性权重 $\omega^k = (\omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_m^k)^T, k = 1, 2, \dots, l$ 。

输出: 个性化个体语义 $NS^k(s_i), k = 1, 2, \dots, l$, 专家权重 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l)^T$, 备选方案排序 \mathbf{O}^c 。

步骤 1 利用式(3)将决策矩阵 $\mathbf{Z}^k = (z_{ij}^k)_{n \times m}$ 规范化;根据式(4)计算 Q_{ij}^k 。

步骤 2 根据式(5)~(8)构建专家个性化个体语义优化模型(9),得到个性化语言数值标度 $NS(s_{ij}^k)$,并根据式(4)计算 Q_{ij}^k 的值。

步骤 3 根据式(11)~(17)构建群体共识度 GCI ,根据式(18)~(23)构建群体可信度 GCD ,求解模型(25)得到差异化的专家权重 λ_k 。

步骤 4 计算专家 e_k 关于备选方案 x_i 的综合评价价值 r_i^k ,

$$r_i^k = \sum_{j=1}^m \omega_j^k Q_{ij}^k. \quad (26)$$

步骤 5 计算群体关于备选方案 x_i 的综合评价价值 r_i^c ,

$$r_i^c = \sum_{k=1}^l \lambda_k r_i^k = \sum_{k=1}^l \lambda_k \sum_{j=1}^m \omega_j^k Q_{ij}^k. \quad (27)$$

步骤 6 据综合评价价值 r_i^c 的大小对方案排序择优(即 r_i^c 值越大,方案 x_i 越优),得备选方案的排序 \mathbf{O}^c 。

3 算例分析

2019 年末,湖北武汉爆发严重的新型冠状病毒疫情,为响应国家号召,全国人民不出门,不聚集。教育部发出通知,推迟 2020 年春季开学,具体开学日期视疫情情况而定。各地展开“停课不停学”的线上教学方式。随着部分地区中小学线上教学模式的使用,越来越多高校也开始使用线上教学代替传统课堂教学完成 2020 年春季教学任务。然而,线上教学的 APP 种类较多。如钉钉、腾讯会议、腾讯课堂、ZOOM,它们各有利弊。于是,选择合适的线上教学 APP 成为疫情防控期间高校教师们需要重点考虑的问题之一。结合疫情防控期间用户体验的在线评价信息,综合参考文献[21]的属性内容和文献[22]的属性挖掘方法,整合筛选得到 4 个对用户在使用在线教学 APP 影响最大的属性指标: a_1 代表教学使用感受; a_2 代表课后辅导; a_3 代表软件功能; a_4 代表软件质量,细节描述如表 1 所示。

本文邀请 3 类用户群体集 $\mathbf{E} = \{e_1, e_2, e_3\}$ 对 4 个在线教学 APP 集 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 进行评价,且使用定性的语言术语表达用户的评价信息。考虑到用户群体的文化背景和用学习惯等,假设同类用户群体对同一语言术语的理解基本相同,不同类用户群体的个性化语义体现一定差异。通过收集每个用户针对 4 个 APP 在不同属性下的语言评价信息,得到该类用户的综合语言分布评价决策矩阵 $\mathbf{Z}^1, \mathbf{Z}^2, \mathbf{Z}^3$ (见表 2~4),其中用户使用的基本语言术语集为 $S = \{s_{-3} = \text{‘很差’}, s_{-2} = \text{‘差’}, s_{-1} = \text{‘较差’}, s_0 = \text{‘一般’}, s_1 = \text{‘较好’}, s_2 = \text{‘好’}, s_3 = \text{‘很好’}\}$ 。另外,每类用户群体评价指标的属性权重信息如表 5 所示。

表1 属性评价因素体系

Table 1 Attribute evaluation factor system

符号	因素	细节描述
a_1	教学使用感受	实时音视频直播的互动性;提问抢答的参与性;课程的流畅性
a_2	课后辅导	作业布置;课后问题的交流
a_3	软件功能	讨论区,签到等设置是否明显;软件直播上课是否复杂;信息通知是否及时
a_4	软件质量	软件最大容纳的用户数;多设备终端;软件耗电量

表2 用户群体 e_1 给出的语言分布决策矩阵 Z^1

Table 2 Linguistic distribution decision matrix Z^1 from user group e_1

X	a_1	a_2	a_3	a_4
x_1	$\{(s_{-1},0.2), (s_0,0.5), (s_1,0.3)\}$	$\{(s_1,0.2), (s_2,0.6), (s_3,0.2)\}$	$\{(s_0,0.3), (s_1,0.4), (s_2,0.3)\}$	$\{(s_0,0.2), (s_1,0.6), (s_2,0.2)\}$
x_2	$\{(s_0,0.6), (s_1,0.2), (s_2,0.2)\}$	$\{(s_1,0.7), (s_2,0.3)\}$	$\{(s_{-1},0.4), (s_0,0.5), (s_1,0.1)\}$	$\{(s_2,0.7), (s_3,0.3)\}$
x_3	$\{(s_1,0.3), (s_2,0.7)\}$	$\{(s_{-2},0.3), (s_{-1},0.6), (s_0,0.1)\}$	$\{(s_{-1},0.5), (s_0,0.4), (s_1,0.1)\}$	$\{(s_2,0.6), (s_3,0.4)\}$
x_4	$\{(s_{-1},0.2), (s_0,0.4), (s_1,0.4)\}$	$\{(s_1,0.6), (s_2,0.2), (s_3,0.2)\}$	$\{(s_1,0.4), (s_2,0.4), (s_3,0.2)\}$	$\{(s_{-1},0.4), (s_0,0.5), (s_1,0.1)\}$

表3 用户群体 e_2 给出的语言分布决策矩阵 Z^2

Table 3 Linguistic distribution decision matrix Z^2 from user group e_2

X	a_1	a_2	a_3	a_4
x_1	$\{(s_{-1},0.3), (s_0,0.3), (s_1,0.4)\}$	$\{(s_1,0.4), (s_2,0.6)\}$	$\{(s_0,0.3), (s_1,0.3), (s_2,0.4)\}$	$\{(s_{-1},0.5), (s_0,0.3), (s_1,0.2)\}$
x_2	$\{(s_{-1},0.1), (s_0,0.4), (s_1,0.5)\}$	$\{(s_0,0.5), (s_1,0.2), (s_2,0.3)\}$	$\{(s_0,0.3), (s_1,0.5), (s_2,0.2)\}$	$\{(s_2,0.4), (s_3,0.6)\}$
x_3	$\{(s_1,0.4), (s_2,0.6)\}$	$\{(s_{-2},0.2), (s_{-1},0.2), (s_0,0.6)\}$	$\{(s_{-1},0.3), (s_0,0.4), (s_1,0.3)\}$	$\{(s_1,0.2), (s_2,0.6), (s_3,0.2)\}$
x_4	$\{(s_{-1},0.5), (s_0,0.4), (s_1,0.1)\}$	$\{(s_0,0.3), (s_1,0.5), (s_2,0.2)\}$	$\{(s_1,0.1), (s_2,0.2), (s_3,0.7)\}$	$\{(s_1,0.3), (s_2,0.5), (s_3,0.2)\}$

表4 用户群体 e_3 给出的语言分布决策矩阵 Z^3

Table 4 Linguistic distribution decision matrix Z^3 from user group e_3

X	a_1	a_2	a_3	a_4
x_1	$\{(s_0,0.7), (s_1,0.3)\}$	$\{(s_2,0.8), (s_3,0.2)\}$	$\{(s_0,0.2), (s_1,0.6), (s_2,0.2)\}$	$\{(s_0,0.1), (s_1,0.5), (s_2,0.4)\}$
x_2	$\{(s_{-1},0.2), (s_0,0.6), (s_1,0.2)\}$	$\{(s_1,0.6), (s_2,0.4)\}$	$\{(s_{-1},0.5), (s_0,0.3), (s_1,0.2)\}$	$\{(s_2,0.4), (s_3,0.6)\}$
x_3	$\{(s_{-1},0.3), (s_0,0.3), (s_1,0.4)\}$	$\{(s_{-2},0.1), (s_{-1},0.7), (s_0,0.2)\}$	$\{(s_{-1},0.2), (s_0,0.3), (s_1,0.5)\}$	$\{(s_1,0.2), (s_2,0.6), (s_3,0.2)\}$
x_4	$\{(s_{-1},0.4), (s_0,0.2), (s_1,0.4)\}$	$\{(s_0,0.2), (s_1,0.6), (s_2,0.2)\}$	$\{(s_0,0.4), (s_1,0.3), (s_2,0.3)\}$	$\{(s_2,0.7), (s_3,0.3)\}$

表5 每个用户群体视角下的属性权重 ω^k

Table 5 Attribute weights from each user group's perspective

E	ω_1^k	ω_2^k	ω_3^k	ω_4^k
e_1	0.48	0.13	0.14	0.25
e_2	0.48	0.19	0.15	0.18
e_3	0.42	0.33	0.19	0.06

$$\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{11}^k}{Q_{13}^k} + \frac{Q_{21}^k}{Q_{23}^k} + \frac{Q_{31}^k}{Q_{33}^k} + \frac{Q_{41}^k}{Q_{43}^k} \right),$$

$$\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{11}^k}{Q_{14}^k} + \frac{Q_{21}^k}{Q_{24}^k} + \frac{Q_{31}^k}{Q_{34}^k} + \frac{Q_{41}^k}{Q_{44}^k} \right), k = 1, 2, 3。$$

还要计算每个用户群体其他属性与最差属性的成对比较值,即

$$A_{\text{W}}^2 = \left(\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{11}^2}{Q_{13}^2} + \frac{Q_{21}^2}{Q_{23}^2} + \frac{Q_{31}^2}{Q_{33}^2} + \frac{Q_{41}^2}{Q_{43}^2} \right), \right.$$

$$\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{12}^2}{Q_{13}^2} + \frac{Q_{22}^2}{Q_{23}^2} + \frac{Q_{32}^2}{Q_{33}^2} + \frac{Q_{42}^2}{Q_{43}^2} \right),$$

$$\left. 1, \frac{1}{4} \left(\frac{Q_{14}^2}{Q_{13}^2} + \frac{Q_{24}^2}{Q_{23}^2} + \frac{Q_{34}^2}{Q_{33}^2} + \frac{Q_{44}^2}{Q_{43}^2} \right) \right),$$

$$A_{\text{W}}^3 = \left(\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{11}^3}{Q_{14}^3} + \frac{Q_{21}^3}{Q_{24}^3} + \frac{Q_{31}^3}{Q_{34}^3} + \frac{Q_{41}^3}{Q_{44}^3} \right), \right.$$

$$\left. \frac{1}{4} \left(\frac{Q_{12}^3}{Q_{14}^3} + \frac{Q_{22}^3}{Q_{24}^3} + \frac{Q_{32}^3}{Q_{34}^3} + \frac{Q_{42}^3}{Q_{44}^3} \right), \right.$$

3.1 决策过程与结果

输入: 用户群体的语言分布决策矩阵 Z^1, Z^2, Z^3 ; 属性权重矩阵 W 。

步骤1 用式(3)将矩阵规范化,注意在本文中4个属性均为效益型指标。根据式(4)得到 Q_{ij}^k 。

步骤2 首先给出每个用户群体的最优属性 a_1^1, a_1^2, a_1^3 和最差属性 a_2^1, a_2^2, a_2^3 , 然后计算每个用户群体最优属性与其他属性的成对比较值,即

$$A_{\text{B}}^k = \left(1, \frac{1}{4} \left(\frac{Q_{11}^k}{Q_{12}^k} + \frac{Q_{21}^k}{Q_{22}^k} + \frac{Q_{31}^k}{Q_{32}^k} + \frac{Q_{41}^k}{Q_{42}^k} \right), \right.$$

$$\frac{1}{4} \left(\frac{Q_{13}^3}{Q_{14}^3} + \frac{Q_{23}^3}{Q_{24}^3} + \frac{Q_{33}^3}{Q_{34}^3} + \frac{Q_{43}^3}{Q_{44}^3} \right), 1)。$$

建立个性化语义的优化模型(M-2),计算每个用户群体的个性化个体语义 $NS^k(s_i), k = 1, 2, 3$, 其中取 $\Delta = 1, \gamma = 0.05$ 。求解该模型可得用户群体 e_1, e_2, e_3 的个性化个体语义标度,如表 6 所示。

表 6 用户群体 e_1, e_2, e_3 的个性化个体语义

Table 6 Personalized individual semantics of user groups e_1, e_2, e_3

<i>E</i>	s_{-3}	s_{-2}	s_{-1}	s_0	s_1	s_2	s_3
e_1	0	0.333	0.450	0.5	0.617	0.667	1
e_2	0	0.333	0.450	0.5	0.833	0.883	1
e_3	0	0.050	0.167	0.5	0.550	0.950	1

最后,根据式(4)计算 Q_{ij}^k , 这里省略其计算结果。

步骤 3 求解每个用户群体权重。由前面计算结果以及式(11)~(17)可以得到 $GCI_{1,2} = 0.874, GCI_{1,3} = 0.858, GCI_{2,3} = 0.817; GCI = 1.745\lambda_1\lambda_2 + 1.716\lambda_1\lambda_3 + 1.634\lambda_2\lambda_3$ 。由式(18)~(23),取 $\beta = 0.5$,可以得到 $GCD^{1,2} = 0.73, GCD^{1,3} = 0.55, GCD^{2,3} = 0.72; GCD = 1.46\lambda_1\lambda_2 + 1.1\lambda_1\lambda_3 + 1.44\lambda_2\lambda_3$ 。基于模型(25),建立群体共识和可信度双视角下的专家权重确定模型。求解模型可以得到每个用户群体的权重 $\lambda_1 = 0.312, \lambda_2 = 0.383, \lambda_3 = 0.305$ 。

步骤 4 根据式(26)可得每个用户关于 4 个 APP 的综合评价价值,如表 7 所示。

表 7 3 个用户群体关于 4 个 APP 的综合评价价值

Table 7 The comprehensive evaluation values of 3 user groups on 4 APPs

<i>E</i>	x_1	x_2	x_3	x_4
e_1	0.580 70	0.610 15	0.635 74	0.593 48
e_2	0.671 12	0.730 33	0.750 10	0.689 24
e_3	0.693 20	0.544 52	0.389 48	0.548 36

步骤 5 据式(27)可得三个用户群体关于 4 个 APP 的综合评价价值 r_i^G 为: $r_{x_1}^G = 0.649 6; r_{x_2}^G = 0.636 2; r_{x_3}^G = 0.604 4; r_{x_4}^G = 0.616 4$ 。

步骤 6 4 个 APP 排序结果为: $x_1 > x_2 > x_4 > x_3$, 因此 x_1 是最佳的线上教学 APP。

3.2 灵敏度分析

本文中专家可信度的非相似性测度从个体属性权重值和个体属性排序的差异综合得出,式(20)中平衡系数 β 反映了决策者对两种可信度测算方式的偏好。本小节分析参数 β 值的改变对于用户群体的

专家权重确定以及最终排序结果的影响。

从表 8 不难发现,平衡系数 β 的变化影响每个用户群体权重的确定,而且随着 β 值的增大,方案排序也会产生一定的变化(如 $\beta \geq 0.9$ 时)。此外,每个用户群体的权重随 β 值增大的变化趋势由表 8 也可看出, β 与用户群体 e_1, e_2 的专家权重正相关,与 e_3 的专家权重负相关。

表 8 不同平衡系数 β 对应的决策结果

Table 8 Decision-making results corresponding to different balance coefficients β

β	专家权重 λ	排序结果
0	(0.250, 0.375, 0.375)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.1	(0.262, 0.375, 0.363)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.2	(0.274, 0.376, 0.350)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.3	(0.287, 0.377, 0.336)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.4	(0.299, 0.380, 0.321)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.5	(0.312, 0.383, 0.305)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.6	(0.325, 0.387, 0.288)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.7	(0.338, 0.393, 0.269)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.8	(0.353, 0.399, 0.248)	$x_1 > x_2 > x_4 > x_3$
0.9	(0.368, 0.407, 0.225)	$x_2 > x_1 > x_3 > x_4$
1.0	(0.384, 0.416, 0.200)	$x_2 > x_1 > x_3 > x_4$

3.3 结果分析与比较

针对本文所考察的多属性群决策问题,为说明个性化个体语义在多属性群决策中的重要性,使用固定语义(记为方法 1)计算本文算例。基于固定化语义标度进行决策的步骤为:首先,利用式(3)将决策矩阵规范化;其次,利用语言标度函数(见定义 3)将语言分布转化为数值,并利用定义 1 计算其期望值;最后,剩余步骤与本文提出的群决策方法步骤 3~步骤 6 相同。

此外,为方便比较,同时探究可信度对专家权重确定和决策结果的影响,设计另一种方法(记为方法 2)计算本文算例。它的具体决策步骤简述如下:首先,每个用户群体综合得到语言分布决策矩阵,利用加权平均算子^[4]获得每个用户群体关于每个方案在个性化属性权重下的语言分布评价 $z_i^k = \{ (s_{i,t}^k, p_{i,t}^k) \mid t = -3, -2, \dots, 2, 3 \}, i = 1, 2, 3, 4, k = 1, 2, 3$, 然后,类似于式(11)和(12),在用户的个性化属性视角下,构建用户群体间的整体差异度 $d_c(z_i^k, z_i^h) = \frac{1}{2} \sum_{t=-3}^3 |p_{i,t}^k - p_{i,t}^h|$ 和部分差异度 $d_p(z_i^k, z_i^h) = \left(\sum_{j=1}^m \left(\frac{1}{2} \sum_{t=-3}^3 |p_{ij,t}^k - p_{ij,t}^h| \right)^{\sigma_j^{k,h}} \right) / m$, 进而根据式(13)得到其综合差异度,利用式(14)~(17)计算用户群

体间共识度,并基于单一的群体共识度构建专家权重优化模型,计算得到每个用户群体的权重为 $\lambda_1 = 0.3425, \lambda_2 = 0.3393, \lambda_3 = 0.3182$;最后,利用加权平均集结算子^[4]计算所有用户关于方案的期望值(用二元语义表征),并据此对方案排序择优。

为进一步说明本文提出的多属性群决策方法的有效性,设计方法3计算本文算例。步骤1和2,4和5与本文决策步骤相同,步骤3改为:据式(11)~(17)构建群体共识度 GCI ,并基于单一的群体共识度构建专家权重优化模型。得到每个用户群体权重为 $\lambda_1 = 0.346, \lambda_2 = 0.330, \lambda_3 = 0.324$ 。

表9 四种决策方法的结果对比

Table 9 Comparison of the result of the four decision methods

方案	本文方法		方法1		方法2		方法3	
	综合评价价值	排序	综合评价价值	排序	期望值	排序	综合评价价值	排序
x_1	0.6496	1	0.6229	2	$(s_1, -0.2475)$	2	0.6470	1
x_2	0.6362	2	0.6209	4	$(s_1, -0.1610)$	1	0.6285	2
x_3	0.6044	4	0.6396	1	$(s_1, -0.2684)$	3	0.5937	4
x_4	0.6164	3	0.6216	3	$(s_1, -0.3906)$	4	0.6105	3

由表9可看出,方法2的排序结果与本文有差异,差异的原因主要体现在:1)本文采用个性化个体语义突出用户群体由于背景、知识的差异造成的对语言理解的不同。然而,方法2不强调语言的数值转化;2)本文采用共识和可信度双视角下的专家权重优化模型计算专家权重。方法2仅从群体共识视角计算专家权重,不够全面。通过本文方法和方法2专家权重的优化结果发现,双视角下用户的权重为 $\lambda_2 > \lambda_1 > \lambda_3$,仅从群体共识单一视角下用户的权重为 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$,说明专家可信度对专家权重的确定有一定的影响,进而一定程度上影响方案的最终排序择优。实际上,在真实决策中专家权重的确定会受到多种因素的影响(如专家观点的可靠性,个体观点的一致性),因此,在语言分布群决策情境下多角度确定专家权重会更有说服力。

从表9还可以看出,尽管方法3的方案排序与本文方法的方案排序相同,但它们关于各方案的综合评价价值有差异,原因在于方法3没有考虑专家可信度,一定程度上影响专家权重的确定。对比方法2与方法3,唯一的变化是语言数值标度的设置,方法2考虑决策者的语义是固定不变的,而方法3将个性化个体语义体现在群决策过程,两种决策方法的方案排序有差异说明个性化个体语义对决策结果有一定的影响。考虑到现实生活中的实际决策问题,不同人对语言偏好的表达和理解具有个体差异,

现有文献的语言群决策方法大多采用固定语言标度,实际上,不管是在经典多属性决策还是群体共识决策中,用户给出的信息都会因为自身经历的不同而有所不同。个性化个体语义会引起语言数值标度差异,进而导致方案的综合评价价值的变化,最终可能对备选方案的排序产生影响。表9中方法1排序和择优结果与本文方法均有不同,特别地,在方法1中, x_3 的综合评价价值与本文方法差异较大,充分说明个性化个体语义标度的不同设置影响决策结果,语言标度的设置不当定会引起决策偏差,用户做决策时需要考虑它。

因而考虑个性化个体语义驱动的多属性群决策方法更加合理且有意义。

4 结论

针对语言分布多属性群决策问题,考虑到语言术语的个性化理解,提出了一种新的个性化个体语义驱动的语言分布多属性群决策方法。与已有的决策方法相比,本文具有以下特点:1)个性化个体语义标度优化的新方法集成了专家个性化属性权重和BWM方法中的一致性驱动思想;2)结合个性化个体语义优化标度,从群体共识和可信度双视角构建优化模型确定专家权重,克服了仅从单方面考虑专家权重的片面性。下一步研究方向是:1)缺省语言信息下个性化语义标度的确定;2)社会网络背景下基于个性化个体语义的群决策模型构建。

参考文献:

- [1] 夏梦颐,王应明. 权重优化下基于证据推理的直觉模糊多属性决策[J]. 郑州大学学报(理学版), 2021, 53(2): 66-71, 89.
XIA M Y, WANG Y M. Intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making based on ER with weight optimization [J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2021, 53(2): 66-71, 89.
- [2] HERRERA F, MARTINEZ L. A 2-tuple fuzzy linguistic

- representation model for computing with words[J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2000, 8(6): 746-752.
- [3] WANG J H, HAO J. A new version of 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words [J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2006, 14(3): 435-445.
- [4] ZHANG G Q, DONG Y C, XU Y F. Consistency and consensus measures for linguistic preference relations based on distribution assessments [J]. Information fusion, 2014, 17: 46-55.
- [5] RODRIGUEZ R M, MARTINEZ L, HERRERA F. Hesitant fuzzy linguistic term sets for decision making [J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2012, 20(1): 109-119.
- [6] WU Y Z, ZHANG Z, KOU G, et al. Distributed linguistic representations in decision making: taxonomy, key elements and applications, and challenges in data science and explainable artificial intelligence[J]. Information fusion, 2021, 65: 165-178.
- [7] YAO S B. A new distance-based consensus reaching model for multi-attribute group decision-making with linguistic distribution assessments[J]. International journal of computational intelligence systems, 2019, 12(1): 395-409.
- [8] LIANG Y Y, JU Y B, QIN J D, et al. Multi-granular linguistic distribution evidential reasoning method for renewable energy project risk assessment[J]. Information fusion, 2021, 65: 147-164.
- [9] MENDEL J M, ZADEH L A, TRILLAS E, et al. What computing with words means to me discussion forum[J]. IEEE computational intelligence magazine, 2010, 5(1): 20-26.
- [10] LI C C, DONG Y C, HERRERA F, et al. Personalized individual semantics in computing with words for supporting linguistic group decision making. An application on consensus reaching[J]. Information fusion, 2017, 33: 29-40.
- [11] TANG X A, PENG Z L, ZHANG Q, et al. Consistency and consensus-driven models to personalize individual semantics of linguistic terms for supporting group decision making with distribution linguistic preference relations [J]. Knowledge-based systems, 2020, 189: 105078.
- [12] CAO M S, WU J, CHICLANA F, et al. A personalized consensus feedback mechanism based on maximum harmony degree [J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems, 2021, 51(10): 6134-6146.
- [13] XIAO J, WANG X L, ZHANG H J. Managing personalized individual semantics and consensus in linguistic distribution large-scale group decision making[J]. Information fusion, 2020, 53: 20-34.
- [14] DONG Y C, XU Y F, YU S. Computing the numerical scale of the linguistic term set for the 2-tuple fuzzy linguistic representation model [J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2009, 17(6): 1366-1378.
- [15] GOU X J, XU Z S, LIAO H C. Multiple criteria decision making based on Bonferroni means with hesitant fuzzy linguistic information[J]. Soft computing, 2017, 21(21): 6515-6529.
- [16] REZAEI J. Best-worst multi-criteria decision-making method[J]. Omega, 2015, 53: 49-57.
- [17] PALOMARES I, CROSSCOMBE M, CHEN Z S, et al. Dual consensus measure for multi-perspective multi-criteria group decision making[C]//2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Miyazaki:IEEE Press, 2018: 3313-3318.
- [18] FU C, YANG J B, YANG S L. A group evidential reasoning approach based on expert reliability[J]. European journal of operational research, 2015, 246(3): 886-893.
- [19] ZHANG Z G, HU X, LIU Z T, et al. Multi-attribute decision making: an innovative method based on the dynamic credibility of experts [J]. Applied mathematics and computation, 2021, 393: 125816.
- [20] CARRIZOSA E, ROMERO-MORALES D. Combining minsum and minmax: a goal programming approach[J]. Operations research, 2001, 49(1): 169-174.
- [21] 贾文军, 郭玉婷, 赵泽宁. 大学生在线学习体验的聚类分析研究[J]. 中国高教研究, 2020(4): 23-27.
- JIA W J, GUO Y T, ZHAO Z N. Clustering analysis of college students' online learning experience [J]. China higher education research, 2020(4): 23-27.
- [22] 段恒鑫, 刘盾, 叶晓庆. 基于在线评论情感分析和模糊认知图的产品差异性研究 [J]. 郑州大学学报(理学版), 2022, 54(1): 32-40.
- DUAN H X, LIU D, YE X Q. Research on product differentiation based on online review with sentiment analysis and fuzzy cognitive map [J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2022, 54(1): 32-40.