

考虑主体失望情绪的分布语言自信群决策方法

张善丽,张世涛,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:针对分布语言自信评价信息下的多属性群决策问题,提出了一种考虑主体失望情绪的行为多属性群决策方法。首先,考虑实际群决策过程因为决策者的背景、经验、知识等原因会对自身给出的分布语言评价信息有着不同水平的自信程度(这反映了分布语言评价信息的可靠性),定义了一种新的评价结构,即分布语言自信评价;其次,在分布语言自信评价下,考虑有限理性的决策主体,其失望情绪常隐含于决策判断或评价中,利用失望理论,将主体失望情绪融入决策过程,同时,获得分布语言自信评价下的主体感知效用,将主体分布语言自信决策矩阵转化为主体自信效用决策矩阵;然后,定义自信效用向量 Dice 相似测度和加权 Dice 相似测度,结合属性的不兼容性程度构建优化模型确定属性权重;接着,基于 TOPSIS 思想对备选方案进行择优排序;最后,在循环经济背景下评估生态工业园区的决策算例,说明该方法的可行性与有效性。

关键词:分布语言自信评价;失望理论;Dice 相似度;优化模型;生态工业园评估

中图分类号:C934 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0003.012

Distributed Linguistic Confidence Group Decision-making Method Considering Subjects' Disappointment

ZHANG Shanli, ZHANG Shitao, LIU Xiaodi

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

Abstract: A multi-attribute group decision-making method that takes into account the disappointment of the subject was proposed for the multi-attribute group decision-making problem with distributed linguistic confidence evaluation information. In the actual group decision-making process, the decision-makers have different levels of confidence in their own distributional linguistic evaluation information (which reflects the reliability of the distributional linguistic evaluation information) due to their background, experience, knowledge, etc. Based on this, a new evaluation structure was first defined, namely, the distributed language confidence evaluation. Secondly, under distributed linguistic confidence evaluation, the disappointment of a decision subject with bounded rationality is often implicit in the decision judgment or evaluation. Considering the above, the disappointment theory was used to incorporate the subject's disappointment into the decision-making process. Meanwhile, the subject's perceived utility under distributed linguistic confidence evaluation was obtained, and the subject's distributed linguistic confidence decision matrix was transformed into a subject's confident utility decision matrix. Then, the Dice similarity measure and the weighted Dice similarity measure for the confidence utility vector were defined. An optimization model was constructed to determine the attribute weights by combining the

收稿日期:2022-01-08 **修回日期:**2022-02-25 **文章编号:**1672-058X(2023)03-0085-12

基金项目:国家自然科学基金面上项目(72074001);教育部人文社会科学青年基金项目(18YJC630249);国家自然科学基金青年项目(71601002);安徽省自然科学基金项目(2108085MG240)。

作者简介:张善丽(1998—),女,安徽滁州人,硕士研究生,从事语言型多属性决策研究。

通讯作者:张世涛(1980—),男,安徽庐江人,副教授,博士,从事决策与优化研究。Email:zhangshitao1980@126.com。

引用格式:张善丽,张世涛,刘小弟.考虑主体失望情绪的分布语言自信群决策方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2023,40(3):85—96.

ZHANG Shanli, ZHANG Shitao, LIU Xiaodi. Distributed linguistic confidence group decision-making method considering subjects' disappointment[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(3): 85—96.

degree of incompatibility of the attributes. Next, the alternatives were ranked on merit based on TOPSIS idea. Finally, the feasibility and effectiveness of the proposed method were illustrated by an example of decision-making in eco-industrial parks under the background of the circular economy.

Keywords: distributed linguistic confidence evaluation; disappointment theory; Dice similarity; optimization model; assessment of eco-industrial parks

1 引言

语言型多属性群决策指多个决策者在多个指标下利用语言术语评估可能的备选方案。如某人对学校食堂的饭菜味道进行评价,“食堂的饭菜味道很好”,“很好”就是语言型评价信息。然而,“很好”的程度究竟是多少,或者多少人认为它“很好”,这种表达形式并不能完全反映事物的更多信息。为此,人们尝试利用较为复杂的语言表述而非单一语言术语表征其判断或评价。受比例二元语义表示模型^[1]的启发,Zhang等^[2]提出语言分布评估(LDA)概念。分布式语言表征是语言决策中反映偏好信息不确定性和复杂性的有力工具^[3]。鉴于语言分布评估比语言评估能够更真实地模拟定性决策偏好,减少原始信息损失,近年来,基于分布语言评价信息的多属性群决策(MAGDM)问题已成为研究热点。例如,Yao等^[4]提出一种基于分布语言的多属性群决策共识模型;Li等^[5]针对不完全语言分布群决策提出了一致性驱动的访求来管理未知信息和个性化语义。针对不平衡语言信息,Zhang等^[6]提出具有多粒度不平衡犹豫模糊语言信息的大群体多属性决策模型,其所有不平衡的犹豫模糊语言信息都被转换为在一个平衡的语言术语集上定义的分布语言,并设计了一种基于分布语言的聚类算法。

在决策问题中,借助偏好关系表征决策者关于成对方案比较的偏好十分常见。在一个完整的偏好关系中,通常假设所有的偏好值都具有相同的自信水平。在一个不完全的偏好关系中,使用了两个自信级别:一是决策者对所提供的偏好元素有自信;二是决策者对未给出值的偏好元素没有自信^[7]。在偏好结构上考虑到多重自信特点,Liu等^[7-8]提出一种新的偏好关系,即具有自信的模糊偏好关系。自此,基于自信偏好的决策研究得到了重视。Liu等^[9]研究了带自信水平的模糊偏好关系的加性一致性;Gou等^[10]基于优先级排序理论,建立了基于自信双层语言偏好关系的群体共识模型;Liu等^[11]提出自信积型偏好关系的群体共识模型;Zeng等^[12]提出基于决策者自信毕达哥拉斯模糊集的MAGDM框架。Z-number^[13]和语言型Z-number^[14]与自信偏好表达的方式类似,一定程度上考虑到评价信息的模糊性限制和可靠性限制。Z-number的计算相比自信偏好较为复杂,相关的研究也间接论证了决策

过程中考虑专家信息可靠性是非常重要的。然而,现有关于自信偏好的研究大多基于自信偏好关系结构,具有多重自信水平的语言型MAGDM的研究仍不多。

在实际决策中,决策者的心理情绪(如欣喜、后悔、失望等)隐含于决策判断或评价,对决策结果有着重要影响。为模拟涉及主体的心理情绪而不是最优决策(如效用最大化)的现实生活选择,学者们相继提出了一些经典的行为决策理论(如前景理论、累积前景理论、后悔理论和失望理论)^[15]。其中,失望理论最初由Bell^[16]提出,Bell指出计算主体实际效用的函数应该结合主观效用值和失望欣喜值。进一步,Loomes和Sugden、Delquie和Cillo分别提出了存在先验期望与没有先验预期的失望理论^[15]。Zeelenberg等^[17]指出后悔和失望是两种不同的情绪,它们来自于不同的前期条件,并与不同的评估模式有关,会产生不同的结果。后悔被认为是事实决定结果和可能选择不同的反事实结果之间的比较;失望通常是对由无法控制的情况或其他人引起的意外负面事件的反应^[17]。在某些实际决策情况下,与前景理论、累积前景理论和后悔理论相比,失望理论在一定程度上可以更好地模拟一个人的真实情绪^[15]。比如,在商业与金融中,失望情绪似乎是一种常见的感觉,因为公司的经理通常具有效用功能,同时包含风险厌恶和失望厌恶。在实际的双边匹配问题中,心理行为(例如,对匹配结果的失望或欣喜)是广泛且真实的^[18]。考虑双边主体的失望心理行为,Fan等^[18]提出一种新的满意双边匹配决策方法。近十年来,针对不同决策情境,考虑决策者不同心理行为的多属性(群)决策研究受到了广泛关注。例如,针对带方案比较混合型模糊真度的异质多属性群体决策问题,Wan等^[19]提出一种新的基于前景理论的决策方法;Zhang等^[20]基于后悔理论提出了多维偏好和不完全权重信息的群决策方法;刘洋等^[21]基于后悔理论提出了事前-事中两阶段突发事件应急决策方法;Zhang等^[15]提出了基于失望理论的犹豫模糊语言应急共识模型。

通过梳理既有文献发现,目前关于分布语言多属性群决策的研究取得了较为丰富的成果,包括分布语言的比较和集结方法、距离测度、决策方法、分类等。自信偏好结构的相关研究也进行得如火如荼。同时,考虑到人是有限理性的,其行为受到多类型心理情绪的影响,为此,学者们相继提出对应的行为决策理论,

这些均为不确定环境下构建合适的行为多属性群决策模型和方法提供了坚实的理论基础。然而分布语言评价信息下的多属性群决策仍有以下不足:现有的分布语言多属性群决策中考虑主体失望情绪的文献较少,而在实际决策中,主体的失望情绪会对决策结果产生影响,忽略主体失望情绪定会导致决策偏差;决策者在实际决策中因为背景、经验、知识等原因会对自身给出的评价信息有着不同水平的自信程度,这也反映了决策者给出评价信息的可靠性,会对决策结果产生重大影响。然而,现有关于分布语言多属性群决策的文献甚少考虑决策者具有这种多重自信水平的特征。鉴于此,本文在分布语言评价下,结合决策者内心的多重自信水平,定义了一种新的评价形式,即分布语言自信评价。同时,在决策过程中考虑主体失望情绪,提出了一种基于分布语言自信评价的行为多属性群决策方法,并将其应用于循环经济背景下生态工业园区的优选评估。主要创新点在于:将主体失望情绪融入基于分布语言自信评价的群决策过程,给出分布语言自信评价下测算主体感知效用的新方法;构建一种新的 Dice 相似测度来测度自信效用向量的相似性程度;集成新 Dice 相似测度和属性不兼容性程度构建优化模型确定属性权重。

2 预备知识

2.1 基本定义

定义 1^[22] 设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 是一个预先定义的以 0 为对称中心、奇数个语言术语的语言术语集,其中 τ 为正整数, s_α 表示一个语言变量的可能值,且对于 $\forall s_i, s_j \in S$, 当且仅当 $i > j$ 时有 $s_i > s_j$ 。

定义 2^[23] 设 S 为一个语言术语集(见定义 1), 定义语言标度函数 $g: [s_{-\tau}, s_\tau] \rightarrow [0, 1]$, $s_\alpha \rightarrow \delta$, 这里

$$g(s_\alpha) = \frac{\alpha + \tau}{2\tau} = \delta$$

定义 3^[2] 设 S 为一个语言术语集(见定义 1), 称 $L = \{(s_\alpha, p(s_\alpha)) \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 为一个分布语言, 其中, $s_\alpha \in S, p(s_\alpha)$ 为语言变量 s_α 对应的概率, 且满足 $\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p(s_\alpha) = 1$, 称 $E(L) = \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} g(s_\alpha) p(s_\alpha)$ 为分布语言 L 的期望函数。

定义 4^[2] 分布语言的比较算子和负算子定义如下:

(1) 比较算子: 设 L_1 与 L_2 是在 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 上的两个分布语言, 若 $E(L_1) < E(L_2)$, 则 $L_1 < L_2$; 若 $E(L_1) = E(L_2)$, 则 $L_1 = L_2$ 。

(2) 负算子:

$$\text{Neg}(\{(s_\alpha, p(s_\alpha)) \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}) = \{(\{s_\alpha, p(s_{-\alpha}) \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\})$$

定义 5^[9] 如果一个矩阵 $P = (p_{ij}, l_{ij})_{n \times n}$ 的元素由两部分组成, 其中第一分量 $p_{ij} \in [0, 1]$ 表示方案 x_i 与 x_j 相比的模糊偏好程度值, 第二分量 $l_{ij} \in S^{SL} = \{s_\alpha \mid \alpha = -v, \dots, -1, 0, 1, \dots, v\}$ 表示与第一分量相关联的决策者的自信水平, 称 $P = (p_{ij}, l_{ij})_{n \times n}$ 为自信偏好关系, 其中对于 $\forall i, j \in N = \{1, 2, \dots, n\}$, 均满足 $p_{ij} + p_{ji} = 1, p_{ii} = 0.5, l_{ij} = l_{ji}$ 。

定义 6^[9] 对于自信偏好关系中的两个元素 (p_i, l_i) 与 (p_j, l_j) , 其中 p_i, p_j 分别是模糊偏好值, l_i, l_j 分别是其相对应的自信水平, $l_i, l_j \in S^{SL}, \lambda \in [0, 1]$, 则有下列运算法则:

- (1) $(p_i, l_i) + (p_j, l_j) = (p_i + p_j, \min\{l_i, l_j\})$;
- (2) $(p_i, l_i) - (p_j, l_j) = (p_i - p_j, \min\{l_i, l_j\})$;
- (3) $(p_i, l_i)^\lambda = (p_i^\lambda, l_i)$;
- (4) $\lambda(p_i, l_i) = (\lambda p_i, l_i)$;
- (5) $(p_i, l_i) - \lambda = (p_i - \lambda, l_i)$ 。

定义 7^[24] 设两个向量分别为 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 和 $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, 且向量的分量均为正实数, 则向量 A 和 B 的 Dice 相似测度定义为

$$DSM(A, B) = \frac{2A \cdot B}{\|A\|_2^2 + \|B\|_2^2} = \frac{2 \sum_j a_j b_j}{\sum_j (a_j)^2 + \sum_j (b_j)^2}$$

$j = 1, 2, \dots, n$

其中, $A \cdot B = \sum_j a_j b_j$ 表示 A 与 B 之间的内积, $\|A\|_2 = \sqrt{\sum_j (a_j)^2}$ 与 $\|B\|_2 = \sqrt{\sum_j (b_j)^2}$ 分别是向量 A 与 B 的 2-范数。由于当 $a_j = b_j = 0 (j = 1, 2, \dots, n)$ 时, 等式没有定义, 则在这种情况下, 定义 $DSM(A, B) = 0$ 。不难验证, $DSM(A, B) \in [0, 1]$ 。

2.2 失望理论

Bell^[16] 于 1985 年提出失望理论, 指出主体的实际效用应是主观效用和失望-欣喜值的综合。随后, Loomes 和 Sugden, Delquie 和 Cillo 分别提出了有先验预期和没有先验预期的失望模型^[15]。Loomes, Sugden 通过实验验证决策者在实际决策中除了对最终的结果有所预期外, 会把实际的决策结果与期望值进行比较, 当实际决策结果没有达到期望值时, 决策者会感到失望; 反之, 则会感到欣喜^[18]。对于实际结果和预期结果之间的相同差异, 失望通常比欣喜的程度更大, 这种现象被称为失望厌恶^[25]。

设 $M = \{1, 2, \dots, m\}, N = \{1, 2, \dots, n\}$, 在决策过程中, 行动集 X 会产生概率为 $p_i (0 < p_i \leq 1)$ 的结果 $x_i, i \in M$, 且满足 $\sum_{i=1}^m p_i = 1$ 。对于结果 x_i , 决策者获得的主体感知效用可表示为

$$u(x_i) = v(x_i) - D(v(x_i) - \varepsilon[v(X)])$$

其中, $v(x_i)$ 表示决策者从结果 x_i 得到的主观效用值, $v(\cdot)$ 满足 $v'(\cdot) > 0, v''(\cdot) < 0$ 。决策者的期望效用值为 $\varepsilon[v(X)] = \sum_{i=1}^m p_i v(x_i)$, $D(\cdot)$ 是一个单调递增的失望欣喜函数, 满足 $D(0) = 0$ 。若 $v(x_i) - \varepsilon[v(X)] > 0$, 则 $D(v(x_i) - \varepsilon[v(X)])$ 表示决策者从结果 x_i 中获得的欣喜值; 若 $v(x_i) - \varepsilon[v(X)] < 0$, 则 $D(v(x_i) - \varepsilon[v(X)])$ 表示决策者从结果 x_i 中获得的失望值。

由于先验期望较难确定, 则当不考虑先验期望时, Delquie 和 Cillo 指出主体的失望感与其他可能的所有结果都相关^[15,18]。与其他更好的结果相比, 任何结果都可能引发失望情绪; 与其他更糟糕的结果相比, 任何结果都可能导致欣喜感。将结果按照主观效用值大小进行降序排列, 得到 $x_1 \geq x_2 \geq \dots \geq x_m$, 则修正后的主体感知效用定义如下:

$$u(x_i) = v(x_i) - \left(\sum_{h=1}^i p_h D(v(x_h) - v(x_i)) \right) + \left(\sum_{h=i}^k p_h E(v(x_i) - v(x_h)) \right) \quad (1)$$

其中, $v(x_i)$ 是决策者从结果 x_i 得到的主观效用值, $D(\cdot)$ 是一个单调不减的失望函数, 且满足 $D(0) = 0$; $E(\cdot)$ 是单调不减的欣喜函数, 且满足 $E(0) = 0$ 。

3 问题描述

定义 8 设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$, $S^{SL} = \{s_\alpha^{SL} \mid \alpha = -v, \dots, -1, 0, 1, \dots, -v\}$ 是两种类型的语言术语集, 称二维语言 (d, l) 为分布语言自信评价, 这里的第一分量 d 表示定义在语言术语集 S 上的分布语言(见定义 3), 第二分量 $l \in S^{SL}$ 表示与第一分量 d 相关联的决策者的自信水平。

定义 9 设方案集 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ ($m \geq 2$), 属性集 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ($n \geq 2$), 称矩阵 $Q^{(k)} = (q_{ij}^{(k)})_{m \times n}$ 为分布语言自信决策矩阵, 这里 $q_{ij}^{(k)} = (d_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$ 为分布语言自信评价(见定义 8), 其中 $d_{ij}^{(k)}$ 表示专家 e_k 基于语言术语集 S 对方案 A_i 在属性 C_j 的分布语言评价, $l_{ij}^{(k)} \in S^{SL}$ 表示决策者对给出的分布语言评价 $d_{ij}^{(k)}$ 的自信水平。

例 1 随着互联网+的发展, 传统产业互联网化的趋势日益明显, 在线旅游网站也成了热流, 现用户要对网站的可靠性、易用性、人性化、网页设计等指标进行在线评价, 一用户对可靠性的评价是好的程度大概占 70%, 比较好的程度大概占 30%, 又由于用户会对不同指标存在着不同的熟悉程度, 这会影响到对自己给出评价的自信程度, 现在该用户确认自己对自己给出的评价有较高自信水平。利用语言评价集合 $S = \{s_{-3}, s_{-2},$

$s_{-1}, s_0, s_1, s_2, s_3\}$ 共 7 个粒度, 其中“ s_{-3} = ‘非常差’, s_{-2} = ‘差’, s_{-1} = ‘比较差’, s_0 = ‘一般’, s_1 = ‘比较好’, s_2 = ‘好’, s_3 = ‘非常好’”; $S^{SL} = \{s_{-2}^{SL}, s_{-1}^{SL}, s_0^{SL}, s_1^{SL}, s_2^{SL}\}$ 是用来表达专家自信水平的语言术语集, 其中“ s_{-2}^{SL} = ‘极度不自信’, s_{-1}^{SL} = ‘比较不自信’, s_0^{SL} = ‘一般’, s_1^{SL} = ‘比较自信’, s_2^{SL} = ‘极度自信’”, 则用户的评价信息可用分布语言自信评价信息表征, 即 $q = (\{(s_1, 0.3), (s_2, 0.7)\}, s_1^{SL})$ 。

研究分布语言自信评价信息下的多属性群决策问题。为简便起见, 令 $M = \{1, 2, \dots, m\}$, $N = \{1, 2, \dots, n\}$, $T = \{1, 2, \dots, t\}$ 。假设 $S = \{s_\alpha \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$, $S^{SL} = \{s_\alpha^{SL} \mid \alpha = -v, \dots, -1, 0, 1, \dots, -v\}$ 为预先定义的语言术语集, 备选方案集 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ ($m \geq 2$), 属性集 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ($n \geq 2$) (分为效益型属性 C^{benefit} 与成本型属性 C^{cost}), 属性权重向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 未知, 满足 $w_j \in [0, 1]$, $\sum_{j=1}^n w_j = 1$, 不完全属性权重信息集 Ω 。一般来说, 不完全属性权重信息集^[26] Ω 主要有以下 5 类: 弱序: $w_i \geq w_j$; 严格序: $\mu_{ij} \geq w_i - w_j \geq v_{ij}$; 乘子序: $w_i \geq \eta_{ij} w_j$; 区间序: $\zeta_i \leq w_i \leq \zeta_i + \varepsilon_i$; 差异序: $w_i - w_j \geq w_k - w_l, j \neq k \neq l$, 其中 $\mu_{ij}, v_{ij}, \eta_{ij}, \zeta_{ij}, \varepsilon_i$ 均为非负常数。此外, 专家集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_t\}$ ($t \geq 2$), 专家权重向量 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t)$ 已知。专家 e_k 针对方案集 A 关于属性集 C 给出分布语言自信决策矩阵 $Q^{(k)} = (q_{ij}^{(k)})_{m \times n}$, $k \in T$ (见定义 9), 这里 $q_{ij}^{(k)} = (d_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$ 为分布语言自信评价(见定义 8), 表述专家 e_k 对方案 A_i 在属性 C_j 下给出的带有自信水平的分布语言评价。

需要解决的主要问题是: 针对带有自信水平的分布语言评价信息, 考虑决策者的失望心理, 设计一种行为多属性群决策方法, 最终对备选方案进行排序择优。这类问题的难点包括: 如何将失望情绪融入到决策过程中; 如何测度带自信水平的主体感知效用的相似性; 如何构建合适的优化模型求解分布语言自信评价信息下的属性权重。

4 主要模型与方法

考虑决策过程中决策主体的失望情绪, 研究带有自信水平的分布语言多属性群决策问题, 本文的基本思路: 首先利用失望理论, 将具有自信水平的分布语言评价信息转化为具有自信水平的效用信息, 然后定义自信效用向量的 Dice 相似测度, 再构建确定属性权重的优化模型, 最后设计一种类 TOPSIS 的行为群决策方法, 对备选方案排序择优。

4.1 基于分布语言自信评价信息的主体感知效用

首先, 对分布语言自信决策矩阵 $Q^{(k)} = (q_{ij}^{(k)})_{m \times n}$ 进行规范化处理, 这里 $q_{ij}^{(k)} = (d_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$ 为分布语言自信评价

(见定义 8),得到规范化决策矩阵 $\tilde{Q}^{(k)} = (\tilde{q}_{ij}^{(k)})_{m \times n}$,其中

$$\tilde{q}_{ij}^{(k)} = \begin{cases} q_{ij}^{(k)}, & C \in C^{\text{benefit}} \\ (q_{ij}^{(k)})^c, & C \in C^{\text{cost}} \end{cases} \quad (2)$$

这里 $(q_{ij}^{(k)})^c = (d_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})^c = ((d_{ij}^{(k)})^c, l_{ij}^{(k)})$,其中分布语言 $d_{ij}^{(k)}$ 的补算子利用定义 4 中的负算子进行计算。

令 $v(x) = x^\mu$, μ 为风险厌恶系数, $0 < \mu < 1$ ^[15,18], μ 越小说明对失望厌恶的程度越大。设 $g(\cdot)$ 为语言标度函数(见定义 2),对专家 e_k 给出的分布语言评价价值 $d_{ij}^{(k)} = \{(s_\alpha^{(k)}, p_{ij}^{(k)}(s_\alpha)) \mid \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$,其主观效用可表示为

$$v(d_{ij}^{(k)}) = \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) (g(s_\alpha^{(k)}))^\mu \quad (3)$$

为模拟主体的失望情绪,借助经典失望理论,将专家 e_k 对于每个属性下的评价价值转化为效用值,得到专家 e_k 的效用矩阵 $UM^{(k)} = (u_{ij}^{(k)})_{m \times n}$,根据专家权重进行集结,得到群体的效用矩阵 $UM = (u_{ij}^{(G)})_{m \times n}$ 。据式(1)知

$$u_{ij}^{(k)} = v(d_{ij}^{(k)}) - \sum_{r \in \varphi_{D_{ij}^{(k)}}} \frac{1}{m} D(v(d_{ij}^{(k)}) - v(d_{ij}^{(k)})) + \sum_{r \in \varphi_{E_{ij}^{(k)}}} \frac{1}{m} E(v(d_{ij}^{(k)}) - v(d_{ij}^{(k)}))$$

其中, $\varphi_{D_{ij}^{(k)}} = \{r \mid v(d_{ij}^{(k)}) - v(d_{ij}^{(k)}) > 0\}$,表示专家 e_k 在属性 C_j 下得到的比方案 A_i 的效用值高的其他方案的集合,此时决策者会感到失望, $\varphi_{E_{ij}^{(k)}} = \{r \mid v(d_{ij}^{(k)}) - v(d_{ij}^{(k)}) < 0\}$,表示专家 e_k 在属性 C_j 下得到的比方案 A_i 的效用值低的其他方案的集合,此时决策者会感到欣喜。将主体主观效用值(等式(3))代入,可得

$$u_{ij}^{(k)} = \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) (g(s_\alpha))^\mu - \sum_{r \in \varphi_{D_{ij}^{(k)}}} \frac{1}{m} D\left(\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) \times (g(s_\alpha))^\mu - \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) \cdot (g(s_\alpha))^\mu\right) + \sum_{r \in \varphi_{E_{ij}^{(k)}}} \frac{1}{m} E\left(\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) \cdot (g(s_\alpha))^\mu - \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) \cdot (g(s_\alpha))^\mu\right) \quad (4)$$

由文献[18]可知,失望函数 $D(\cdot)$ 为

$$D(x) = 1 - \delta^x, x \geq 0 \quad (5)$$

其中, δ 为失望参数,满足 $0 < \delta < 1$, δ 越大表明主体的失望感知越小。欣喜函数 $E(\cdot)$ 为

$$E(x) = \varphi(1 - \beta^x), x \geq 0 \quad (6)$$

其中, β 为欣喜参数, $0 < \beta < 1$,欣喜感知程度随 β 的增大而减小。 φ 是失望规避参数, $0 < \varphi < 1$,主体失望厌恶程度随 φ 的减小而增大。失望参数 δ 满足 $0.7 \leq \delta \leq 0.9$,欣喜参数满足 $0.7 \leq \beta \leq 0.9$ ^[15,18],将失望函数式(5)与

欣喜函数式(6)代入式(4)中,可得专家 e_k 在属性 C_j 下关于方案 A_i 的主体感知效用:

$$u_{ij}^{(k)} = \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) (g(s_\alpha))^\mu - \frac{1}{m} \sum_{r \in \varphi_{D_{ij}^{(k)}}} \left\{ 1 - \exp\left[\left(\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} (p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) - p_{ij}^{(k)}(s_\alpha)) (g(s_\alpha))^\mu\right) \ln \delta\right] \right\} + \frac{1}{m} \sum_{r \in \varphi_{E_{ij}^{(k)}}} \left\{ \varphi - \varphi \exp\left[\left(\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} (p_{ij}^{(k)}(s_\alpha) - p_{ij}^{(k)}(s_\alpha)) (g(s_\alpha))^\mu\right) \ln \beta\right] \right\} \quad (7)$$

于是,专家 e_k 的效用矩阵为 $UM^{(k)} = (u_{ij}^{(k)})_{m \times n}$,进而得到专家 e_k 带有自信水平的效用矩阵为 $CUM^{(k)} = (CUE_{ij}^{(k)})_{m \times n}$,这里 $CUE_{ij}^{(k)} = (u_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$,表示专家 e_k 针对方案 A_i 在属性 C_j 下的自信效用值。

定义 10 设 $S^{SL} = \{s_\alpha^{SL} \mid \alpha = -\nu, \dots, -1, 0, 1, \dots, -\nu\}$ 代表专家对自身评价的自信水平语言术语集, $CUE = (u, s_\alpha^{SL})$ 是一个带有自信水平的效用值,称 $S_{(CUE)} = u \times g(s_\alpha^{SL})$ 为 CUE 的自信得分函数,称 $A_{(CUE)} = u \times (1 - g(s_\alpha^{SL}))$ 为 CUE 的自信精确函数。

进一步,基于定义 10,可对两个带自信水平的效用值进行比较,具体运算法则如下:

令 $CUE_1 = (u_1, s_{\alpha_1}^{SL}), CUE_2 = (u_2, s_{\alpha_2}^{SL})$ 分别是两个带有自信水平的效用评价价值,

(1) 若 $S_{CUE_1} < S_{CUE_2}$,则 $CUE_1 < CUE_2$;

(2) 若 $S_{CUE_1} = S_{CUE_2}$,当 $A_{CUE_1} < A_{CUE_2}$ 时, $CUE_1 > CUE_2$;当 $A_{CUE_1} = A_{CUE_2}$ 时, $CUE_1 = CUE_2$ 。

考虑自信效用值与定义 5 中自信偏好值的涵义类似,本文借用自信偏好值的运算法则(见定义 6)对自信效用值进行运算。

4.2 集成新 Dice 相似测度和属性不兼容性程度的属性权重优化模型

首先,构建一种新的 Dice 相似测度来测度自信效用向量的相似性程度。

定义 11 设 $CU_i = ((u_{i1}, l_{i1}), (u_{i2}, l_{i2}), \dots, (u_{in}, l_{in})) (i = 1, 2)$ 是两个 n 维自信效用向量,则 CU_1 和 CU_2 间的 Dice 相似测度为

$$DSM(CU_1, CU_2) = \frac{2 \sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j})) (u_{2j}g(l_{2j}))]}{\sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} \quad (8)$$

特别地,当 $u_{1j}g(l_{1j}) = u_{2j}g(l_{2j}) = 0, j = 1, 2, \dots, n$ 时,定义 $DSM(CU_1, CU_2) = 0$ 。从而,定义 11 的 Dice 相似测度 DSM 满足以下性质:

性质 1 (a) $0 \leq DSM(CU_1, CU_2) \leq 1$; (b) $DSM(CU_1, CU_2) = DSM(CU_2, CU_1)$; (c) 当 $u_{1j}g(l_{1j}) = u_{2j}g(l_{2j})$, ($j=1, 2, \dots, n$) 时, $DSM(CU_1, CU_2) = 1$ 。

证明 (a) 对 $\forall j \in N = \{1, 2, \dots, n\}$, 都有 $(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2 \geq 2(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j})) \geq 0$, 则有 $0 \leq \frac{2(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))}{(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2} \leq 1$, 则 $0 \leq \frac{\sum_{j=1}^n 2(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))}{\sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} \leq 1$, 综上, $0 \leq DSM(CU_1, CU_2) \leq 1$ 。

(b)

$$DSM(CU_1, CU_2) = \frac{2 \sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))]}{\sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} = \frac{2 \sum_{j=1}^n [(u_{2j}g(l_{2j}))(u_{1j}g(l_{1j}))]}{\sum_{j=1}^n [(u_{2j}g(l_{2j}))^2 + (u_{1j}g(l_{1j}))^2]} = DSM(CU_2, CU_1)$$

$$DSM(CU_1, CU_2) = \frac{2 \sum_{j=1}^3 (u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))}{\sum_{j=1}^3 [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} =$$

$$\frac{2 \times [(0.8 \times g(s_2^{SL})) \times (0.7 \times g(s_2^{SL})) + (0.6 \times g(s_1^{SL})) \times (0.8 \times g(s_2^{SL})) + (0.8 \times g(s_2^{SL})) \times (0.9 \times g(s_1^{SL}))]}{[(0.8 \times g(s_2^{SL}))^2 + (0.7 \times g(s_2^{SL}))^2] + [(0.6 \times g(s_1^{SL}))^2 + (0.8 \times g(s_2^{SL}))^2] + [(0.8 \times g(s_2^{SL}))^2 + (0.9 \times g(s_1^{SL}))^2]} = 0.9517$$

定义 12 设 $CU_i = ((u_{i1}, l_{i1}), (u_{i2}, l_{i2}), \dots, (u_{in}, l_{in}))$ ($i=1, 2$) 是两个 n 维的自信效用向量, $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 是自信效用向量里元素对应的权重向量, 则 CU_1 和 CU_2 间的加权 Dice 相似性测度为

$$WDSM(CU_1, CU_2) =$$

$$\frac{2 \sum_{j=1}^n [w_j^2 (u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))]}{\sum_{j=1}^n w_j^2 [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} \quad (9)$$

特别地, 当 $u_{1j}g(l_{1j}) = u_{2j}g(l_{2j}) = 0, j=1, 2, \dots, n$ 时, 定义 $WDSM(CU_1, CU_2) = 0$ 。

同理, 定义 12 的加权 Dice 相似性测度满足以下性质:

性质 2 (a) $0 \leq WDSM(CU_1, CU_2) \leq 1$; (b) $WDSM(CU_1, CU_2) = WDSM(CU_2, CU_1)$; (c) 当 $u_{1j}g(l_{1j}) = u_{2j}g(l_{2j})$, ($j=1, 2, \dots, n$) 时, $WDSM(CU_1, CU_2) = 1$ 。

证明 类似于性质 1 的证明, 在此从略。

由 4.1 节可得 t 位专家的自信效用矩阵 $CUM^{(k)} = (CUE_{ij}^{(k)})_{m \times n}, k \in T$, 这里 $CUE_{ij}^{(k)} = (u_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$, 表示专家

得证。

(c) 当 $u_{1j}g(l_{1j}) = u_{2j}g(l_{2j}), j=1, 2, \dots, n$ 时, $(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2 = 2(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))$, 则有

$$DSM(CU_1, CU_2) = \frac{2 \sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))]}{\sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))^2 + (u_{2j}g(l_{2j}))^2]} = \frac{2 \sum_{j=1}^n [(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))]}{\sum_{j=1}^n [2(u_{1j}g(l_{1j}))(u_{2j}g(l_{2j}))]} = 1$$

得证。

例 2 设 $S^{SL} = \{s_{-2}^{SL}, s_{-1}^{SL}, s_0^{SL}, s_1^{SL}, s_2^{SL}\}$ 是用来表达专家自信水平的语言术语集, 其中“ s_{-2}^{SL} = ‘极度不自信’, s_{-1}^{SL} = ‘比较不自信’, s_0^{SL} = ‘一般’, s_1^{SL} = ‘比较自信’, s_2^{SL} = ‘极度自信’”。现有两个自信效用向量分别是 $CU_1 = ((0.8, s_2^{SL}), (0.6, s_1^{SL}), (0.8, s_2^{SL}))$, $CU_2 = ((0.7, s_2^{SL}), (0.8, s_2^{SL}), (0.9, s_1^{SL}))$, 利用等式(8), 可得 CU_1 与 CU_2 的 Dice 相似度为

e_k 针对方案 A_i 在属性 C_j 下的自信效用值。利用加权平均算子可得集结后的群体自信效用矩阵 $CUM^{(G)} = (CUE_{ij}^{(G)})_{m \times n}$, 这里 $CUE_{ij}^{(G)} = \sum_{k=1}^t \lambda_k CUE_{ij}^{(k)}$, 其中 λ_k 为专家 e_k 权重, 自信效用值的运算法则借用自信偏好值的运算法则(见定义 6), 即

$$CUE_{ij}^{(G)} = (u_{ij}^{(G)}, l_{ij}^{(G)}) = \left(\sum_{k=1}^t \lambda_k u_{ij}^{(k)}, \min_{k \in T} \{l_{ij}^{(k)}\} \right) \quad (10)$$

在决策过程中, 由于知识缺乏、时间压力等原因, 属性权重往往未知或不完全确定, 其对最终决策结果有着较大影响, 因而受到较多关注。特别地, 文献[27]指出属性的权重可通过利用属性的决策不兼容性程度来确定, 决策不兼容性量化了备选方案在属性下的评估与综合评估之间的差异^[27], 则属性 C_j 的兼容性程度可通过对每个备选方案在属性 C_j 下的评估与综合评估之间的相似性来描述。受此思想的启发, 同时考虑到本文决策问题的特点, 以专家自信效用向量的 Dice 相似测度为基础, 构建确定属性权重的优化模型, 下面简述其具体的构建过程。

首先,通过所构建的新 Dice 测度设计一种衡量属性不兼容性程度的方法。为此,先定义备选方案的综合自信效用向量以及在属性 C_j 下的自信效用向量。

定义 13 设 $\mathbf{w}=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 为属性权重向量, $CUM^{(G)}=(CUE_{ij}^{(G)})_{m \times n}$ 为群体自信效用矩阵,这里 $CUE_{ij}^{(G)}=(u_{ij}^{(G)}, l_{ij}^{(G)})$,称 $\mathbf{V}^{(G)}=(U_1^{(G)}, U_2^{(G)}, \dots, U_m^{(G)})$ 为群体关于方案的综合自信效用向量,其中 $U_i^{(G)}=(\sum_{j=1}^n w_j u_{ij}^{(G)}, \min_{j \in N}(l_{ij}^{(G)}))$ 表示基于定义 6 关于属性加权集结得到的群体关于方案 A_i 的综合自信效用值。

定义 14 设 $CUM^{(G)}=(CUE_{ij}^{(G)})_{m \times n}$ 为群体自信效用矩阵,这里 $CUE_{ij}^{(G)}=(u_{ij}^{(G)}, l_{ij}^{(G)})$,称 $\mathbf{V}_j^{(G)}=(U_{1j}^{(G)}, U_{2j}^{(G)}, \dots, U_{mj}^{(G)})$ 为群体关于方案在属性 C_j 下的自信效用向量,其中 $U_{ij}^{(G)}=(u_{ij}^{(G)}, l_{ij}^{(G)})$, $i \in M, j \in N$,表示群体在属性 C_j 下关于方案 A_i 的自信效用值。

定义 15 称 $DSM(\mathbf{V}_j^{(G)}, \mathbf{V}^{(G)}) = \frac{2 \sum_{i=1}^m [(u_{ij}^{(G)} g(l_{ij}^{(G)})) ((\sum_{j=1}^n w_j u_{ij}^{(G)}) \times g(\min_{j \in N}(l_{ij}^{(G)})))]}{\sum_{i=1}^m [(u_{ij}^{(G)} g(l_{ij}^{(G)}))^2 + ((\sum_{j=1}^n w_j u_{ij}^{(G)}) \times g(\min_{j \in N}(l_{ij}^{(G)})))]}$ 为属性 C_j 的兼容性程度, $j \in N$ 。

这里属性 C_j 的兼容性程度由群体关于方案在属性 C_j 的自信效用向量与方案的综合自信效用向量的 Dice 相似度确定。其值越大,说明属性 C_j 的兼容性程度越大,即该属性能被其他属性替代的可能性越大,重要性越低。

然后,据各个属性的不兼容性程度来确定其权重,基本思想:某属性的决策不兼容性程度越大,说明此属性越不容易被其他属性替代,占据的重要性越大,应赋予更大的权重。从而理想的属性权重为

$$w_j = \frac{1 - DSM(\mathbf{V}_j^{(G)}, \mathbf{V}^{(G)})}{\sum_{j=1}^n (1 - DSM(\mathbf{V}_j^{(G)}, \mathbf{V}^{(G)}))}, j \in N$$

然而,在实际情况中,由于每个专家的知识储备、经验等各不相同,对属性分配的权重有着不同的偏好,导致上述等式一般不成立,存在些许误差,因此引入一个偏差变量如下:

$$e_j = \left(w_j - \frac{1 - DSM(\mathbf{V}_j^{(G)}, \mathbf{V}^{(G)})}{\sum_{j=1}^n (1 - DSM(\mathbf{V}_j^{(G)}, \mathbf{V}^{(G)}))} \right)^2, j \in N$$

最后,利用属性决策不兼容性程度来反映属性的重要性程度,得到的偏差变量值 e_j 越小,说明效果越好,得出的结果与实际越相符。基于偏差和最小准则,构建如下非线性优化模型来确定最优属性权重:

$$\min \sum_{j=1}^n e_j \quad \text{s. t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^n w_j = 1 \\ w_j \geq 0, j \in N \\ \mathbf{w} \in \Omega \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{w}=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 表示属性的权重向量, Ω 是不完全属性权重信息集。对于此优化模型式(11),可以利用 LINGO 软件进行求解。

4.3 群决策方法

针对分布语言自信评价信息下的多属性群决策问题,考虑主体的失望情绪,本文提出了一种新的行为多属性群决策方法。具体决策步骤如下:

输入: t 位专家的分布语言自信决策矩阵 $\mathbf{Q}^{(k)}=(q_{ij}^{(k)})_{m \times n}, k \in T$; 专家的权重向量 $\lambda=(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t)$; 不完全属性权重信息集 Ω ; 风险厌恶系数 μ , 失望规避参数 φ , 失望参数 δ 和欣喜参数 β 。

输出: 属性权重向量 $\mathbf{w}=(w_1, w_2, \dots, w_n)$; 每个方案与正理想解的加权 Dice 相似度 $WDSM(U_i, U^{(+)})$, $i \in M$; 备选方案的排序 O^c 。

步骤 1 据式(2)对分布语言自信决策矩阵 $\mathbf{Q}^{(k)}=(q_{ij}^{(k)})_{m \times n}$ 进行规范化处理,得规范化决策矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}^{(k)}=(\tilde{q}_{ij}^{(k)})_{m \times n}, k \in T$ 。

步骤 2 据式(7)将分布语言转化为效用值,得到主体自信效用矩阵 $CUM^{(k)}=(CUE_{ij}^{(k)})_{m \times n}, k \in T$ 。

步骤 3 据式(10)集结主体自信效用矩阵得群体自信效用矩阵 $CUM^{(G)}=(CUE_{ij}^{(G)})_{m \times n}$ 。

步骤 4 构建属性权重优化模型式(11),并求解模型得属性权重 $\mathbf{w}=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 。

步骤 5 借鉴 TOPSIS 思想^[28],确定以自信效用向量表征的正理想解:

$$U^{(+)}=((u_1^{(+)}, l_1^{(+)}, (u_2^{(+)}, l_2^{(+)}, \dots, (u_n^{(+)}, l_n^{(+)}) \quad (12)$$

这里 $(u_j^{(+)}, l_j^{(+)}) = \max \{(u_{ij}^{(G)}, l_{ij}^{(G)}) \mid i \in M\}, j \in N$,其中自信效用值大小的比较见定义 10。

步骤 6 据式(9)计算方案 A_i 与正理想解的加权 Dice 相似性测度,即

$$WDSM(U_i, U^{(+)}) = \frac{2 \sum_{j=1}^n [w_j^2 (u_{ij} g(l_{ij})) (u_j^{(+)} g(l_j^{(+)}))]}{\sum_{j=1}^n w_j^2 [(u_{ij} g(l_{ij}))^2 + (u_j^{(+)} g(l_j^{(+)}))^2]}, i \in M \quad (13)$$

步骤 7 据相似度 $WDSM(U_i, U^{(+)})$ 值的大小对方案排序择优,获得备选方案的排序 O^c ,即 $WDSM(U_i, U^{(+)})$ 的

值越大,说明方案 A_i 越接近正理想解,则方案 A_i 越优。

5 算例分析

例 3 国际上,自从欧盟循环经济行动计划的提出,国外特别是欧洲国家相继出台了发展循环经济的新政策,让循环经济成为世界各国推动绿色发展的重要手段^[29]。国内,自“十三五”以来鼓励发展具有“低开采、高利用、低排放”重要特征的循环经济一直是我国推进绿色高质量发展、加强生态文明建设的有效形式和重要途径^[30]。当前,持续推动循环经济发展仍十分必要,不仅能顺应当前国际社会绿色可持续发展的潮流,而且客观上可以持续推进国内发展模式的全面绿色转型。在此背景下,为了响应国家政策,满足社会需求,增强自身竞争力,生态工业园作为以循环经济和可持续发展为基础的新型产业组织形式,现如今正在蓬勃发展^[31]。为促进生态工业园的绿色、可持续发展,如何对生态工业园区进行有效评估,是一个紧急而重要的任务。现我国某市行政管理部门要从 4 个有代表性的生态工业园区 (A_1, A_2, A_3, A_4) 中选择最优的生态工业园区,为提高生态工业园的建设和管理水平提供参考和政策建议,从而推动该行业的发展。从循环经

济和可持续发展的角度出发,组织相关专家来评估生态工业园区的经济、环境、科技和社会这 4 方面^[31]。生态工业园的经济效益高,能够带动该产业的发展;当然,若其对环境的危害越低,不危害生态安全,说明其环境管理得越好;技术的成熟与创新能够推动产业积极前进;生态工业园区的发展对建设美好和谐的社会有着推动作用,其存在能够获得社会的认可,认可度越高,说明该园区发展前景越好。专家们分别对上述 4 个备选方案 4 个属性进行评价,即经济效益 (C_1), 环境管理 (C_2), 科技创新与技术成熟 (C_3) 与社会认可 (C_4), 利用语言评价集合 $S = \{s_{-3}, s_{-2}, s_{-1}, s_0, s_1, s_2, s_3\}$, 共 7 个粒度, 其中“ s_{-3} = ‘非常差’, s_{-2} = ‘差’, s_{-1} = ‘比较差’, s_0 = ‘一般’, s_1 = ‘比较好’, s_2 = ‘好’, s_3 = ‘非常好’”; $S^{SL} = \{s_{-2}^{SL}, s_{-1}^{SL}, s_0^{SL}, s_1^{SL}, s_2^{SL}\}$ 是用来表达专家自信水平的语言术语集, 其中“ s_{-2}^{SL} = ‘极度不自信’, s_{-1}^{SL} = ‘比较不自信’, s_0^{SL} = ‘一般’, s_1^{SL} = ‘比较自信’, s_2^{SL} = ‘极度自信’”。不完全属性权重信息集 $\Omega = \{0.5w_2 + 0.5w_3 \geq w_1; w_2 + w_4 \geq w_1; 1.5w_2 \geq w_4\}$, 管理部门记录了所有专家提供的语言评价信息, 得到了 4 个分布语言自信评价的决策矩阵, 记录的分布语言自信评价决策信息如表 1—表 4 所示。

表 1 政府部门 e_1 给出的分布语言自信决策矩阵 $Q^{(1)}$

Table 1 Distributed linguistic decision matrix with self-confidence ($Q^{(1)}$) given by government department e_1

	C_1	C_2	C_3	C_4
A_1	$(\{(s_2, 0.4), (s_3, 0.6)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_0, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_0, 1)\}, s_1^{SL})$
A_2	$(\{(s_1, 0.5), (s_2, 0.5)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_2, 0.6), (s_3, 0.4)\}, s_2^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_0, 1)\}, s_2^{SL})$
A_3	$(\{(s_2, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_0, 1)\}, s_2^{SL})$	$(\{(s_1, 0.25), (s_2, 0.25), (s_3, 0.5)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_1^{SL})$
A_4	$(\{(s_2, 0.2), (s_3, 0.8)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_2, 0.5), (s_3, 0.5)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_1^{SL})$

表 2 政府部门 e_2 给出的分布语言自信决策矩阵 $Q^{(2)}$

Table 2 Distributed linguistic decision matrix with self-confidence ($Q^{(2)}$) given by government department e_2

	C_1	C_2	C_3	C_4
A_1	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 0.5), (s_3, 0.5)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_{-3}, 0.1), (s_{-2}, 0.25), (s_{-1}, 0.25), (s_0, 0.4)\}, s_0^{SL})$
A_2	$(\{(s_2, 0.3), (s_3, 0.7)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 0.2), (s_2, 0.5), (s_3, 0.3)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_1^{SL})$
A_3	$(\{(s_3, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$
A_4	$(\{(s_0, 0.375), (s_1, 0.375), (s_2, 0.25)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$

表 3 政府部门 e_3 给出的分布语言自信决策矩阵 $Q^{(3)}$

Table 3 Distributed linguistic decision matrix with self-confidence ($Q^{(3)}$) given by government department e_3

	C_1	C_2	C_3	C_4
A_1	$(\{(s_3, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_0, 0.7), (s_1, 0.3)\}, s_0^{SL})$
A_2	$(\{(s_2, 0.6), (s_3, 0.4)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_1^{SL})$
A_3	$(\{(s_2, 0.5), (s_3, 0.5)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_0, 0.4), (s_1, 0.6)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 0.3), (s_3, 0.7)\}, s_0^{SL})$
A_4	$(\{(s_{-1}, 1)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_{-2}^{SL})$

表 4 政府部门 e_4 给出的分布语言自信决策矩阵 $Q^{(4)}$

Table 4 Distributed linguistic decision matrix with self-confidence ($Q^{(4)}$) given by government department e_4

	C_1	C_2	C_3	C_4
A_1	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_{-1}, 0.3), (s_0, 0.3), (s_1, 0.4)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_0^{SL})$
A_2	$(\{(s_3, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_1^{SL})$
A_3	$(\{(s_2, 0.5), (s_3, 0.5)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_0, 0.2), (s_1, 0.5)\}, (s_2, 0.3)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 1)\}, s_1^{SL})$	$(\{(s_2, 0.7), (s_3, 0.3)\}, s_0^{SL})$
A_4	$(\{(s_1, 1)\}, s_{-1}^{SL})$	$(\{(s_3, 1)\}, s_2^{SL})$	$(\{(s_2, 1)\}, s_0^{SL})$	$(\{(s_1, 0.4), (s_2, 0.3)\}, (s_3, 0.3)\}, s_{-2}^{SL})$

5.1 决策过程及结果

输入 专家主体分布语言自信偏好决策矩阵 $Q^{(1)}, Q^{(2)}, Q^{(3)}, Q^{(4)}$, 不完全属性权重信息集 Ω , 专家初始权重 $\lambda = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$, 风险厌恶系数 $\mu = 0.88$, 失望规避参数 $\varphi = 0.5$, 失望参数 $\delta = 0.8$ 和欣喜参数 $\beta = 0.8$ [15, 18]。

步骤 1 由于 4 个评价指标都是效益性指标, 据式 (2) 知规范化分布语言自信决策矩阵为 $\tilde{Q}^{(k)} = Q^{(k)} = (q_{ij}^{(k)})_{m \times n}, k = 1, 2, 3, 4$, 这里 $q_{ij}^{(k)} = (d_{ij}^{(k)}, l_{ij}^{(k)})$ 。

步骤 2 据式 (7) 将分布语言转化为效用值, 进而得到专家 e_k 的自信效用矩阵 $CUM^{(k)} = (CUE_{ij}^{(k)})_{4 \times 4}, k = 1, 2, 3, 4$ 。

$$CUM^{(1)} = \begin{pmatrix} (0.946 0, s_1^{SL}) & (0.680 4, s_{-1}^{SL}) & (0.482 2, s_0^{SL}) & (0.526 2, s_1^{SL}) \\ (0.752 0, s_1^{SL}) & (0.925 8, s_2^{SL}) & (0.693 9, s_0^{SL}) & (0.526 2, s_2^{SL}) \\ (0.842 4, s_1^{SL}) & (0.494 6, s_2^{SL}) & (0.907 4, s_1^{SL}) & (1.024 2, s_1^{SL}) \\ (0.979 8, s_1^{SL}) & (0.942 7, s_1^{SL}) & (0.693 9, s_1^{SL}) & (1.024 2, s_1^{SL}) \end{pmatrix}$$

$$CUM^{(2)} = \begin{pmatrix} (1.009 9, s_0^{SL}) & (0.923 6, s_{-1}^{SL}) & (0.674 2, s_1^{SL}) & (0.272 2, s_0^{SL}) \\ (0.891 7, s_0^{SL}) & (1.002 1, s_0^{SL}) & (0.871 2, s_{-1}^{SL}) & (0.848 4, s_1^{SL}) \\ (1.009 9, s_1^{SL}) & (1.002 1, s_1^{SL}) & (0.856 1, s_0^{SL}) & (1.020 6, s_0^{SL}) \\ (0.629 7, s_{-1}^{SL}) & (1.002 1, s_0^{SL}) & (0.856 1, s_0^{SL}) & (1.020 6, s_0^{SL}) \end{pmatrix}$$

$$CUM^{(3)} =$$

$$\begin{pmatrix} (1.020 6, s_1^{SL}) & (1.001 6, s_0^{SL}) & (0.683 2, s_1^{SL}) & (0.543 8, s_0^{SL}) \\ (0.919 3, s_0^{SL}) & (1.001 6, s_{-1}^{SL}) & (0.860 1, s_0^{SL}) & (0.845 0, s_1^{SL}) \\ (0.936 5, s_1^{SL}) & (0.586 7, s_0^{SL}) & (0.683 2, s_0^{SL}) & (0.965 7, s_0^{SL}) \\ (0.291 4, s_{-1}^{SL}) & (0.851 5, s_0^{SL}) & (0.860 1, s_0^{SL}) & (1.016 2, s_{-2}^{SL}) \end{pmatrix}$$

$$CUM^{(4)} =$$

$$\begin{pmatrix} (0.843 7, s_0^{SL}) & (0.666 7, s_1^{SL}) & (0.517 4, s_1^{SL}) & (0.673 4, s_0^{SL}) \\ (1.014 2, s_0^{SL}) & (1.015 8, s_{-1}^{SL}) & (0.863 9, s_0^{SL}) & (0.863 9, s_1^{SL}) \\ (0.930 0, s_1^{SL}) & (0.683 7, s_0^{SL}) & (0.687 2, s_1^{SL}) & (0.904 5, s_0^{SL}) \\ (0.663 1, s_{-1}^{SL}) & (1.015 8, s_2^{SL}) & (0.863 9, s_0^{SL}) & (0.834 9, s_{-2}^{SL}) \end{pmatrix}$$

步骤 3 据式 (10) 得群体自信效用矩阵为

$$CUM^{(G)} =$$

$$\begin{pmatrix} (0.955 0, s_0^{SL}) & (0.818 1, s_{-1}^{SL}) & (0.589 3, s_0^{SL}) & (0.503 9, s_0^{SL}) \\ (0.894 3, s_0^{SL}) & (0.986 3, s_{-1}^{SL}) & (0.822 3, s_{-1}^{SL}) & (0.770 9, s_1^{SL}) \\ (0.929 7, s_0^{SL}) & (0.691 8, s_0^{SL}) & (0.784 0, s_0^{SL}) & (0.961 3, s_0^{SL}) \\ (0.641 0, s_{-1}^{SL}) & (0.953 0, s_0^{SL}) & (0.818 5, s_0^{SL}) & (0.989 0, s_{-2}^{SL}) \end{pmatrix}$$

步骤 4 构建属性权重优化模型式 (11), 解得属性权重 $w = (0.196 0, 0.357 1, 0.278 0, 0.168 9)$, 偏差变量 $e = 8.969 4 \times 10^{-16}$ 。

步骤 5 据定义 10 得群体自信得分矩阵为

$$SU = \begin{pmatrix} 0.477 5 & 0.204 5 & 0.294 7 & 0.252 0 \\ 0.447 1 & 0.246 6 & 0.205 6 & 0.578 2 \\ 0.464 8 & 0.345 9 & 0.392 0 & 0.480 7 \\ 0.160 3 & 0.476 5 & 0.409 3 & 0.000 0 \end{pmatrix}$$

进一步,据式(12)得以自信效用向量表征的正理想解:

$$U^+ = ((0.995\ 0, s_0^{SL}), (0.953\ 0, s_0^{SL}), (0.818\ 5, s_0^{SL}), (0.770\ 9, s_1^{SL}))$$

步骤 6 据式(13)得每个方案与正理想解的加权 Dice 相似性测度为 $WDSM(U_1, U^+) = 0.837\ 1$, $WDSM(U_2, U^+) = 0.887\ 1$, $WDSM(U_3, U^+) = 0.975\ 8$, $WDSM(U_4, U^+) = 0.870\ 0$.

步骤 7 由 $WDSM(U_3, U^+) > WDSM(U_4, U^+) > WDSM(U_2, U^+) > WDSM(U_1, U^+)$, 则 $A_3 > A_2 > A_4 > A_1$, 说明生态工业园区 A_3 的发展最好。

5.2 结果分析与比较

为了说明本文提出的行为多属性群决策方法的有效性和优势,将本文方法与以下两种 MAGDM 方法进行比较,它们分别为分布语言自信评价信息下考虑主体后悔情绪的 MAGDM 方法(记为方法 1);分布语言评价信息下考虑主体失望情绪的 MAGDM 方法(记为方法 2)。下面简要叙述这些 MAGDM 方法的决策步骤,并给出具体的比较分析过程。

方法 1 的决策步骤简要描述:首先,基于给出的分布语言自信评价信息,利用后悔理论将分布语言转化为效用值,进而得到主体自信效用矩阵,接下来决策过程与本文提出的步骤 3—步骤 7 一致。

首先,利用后悔理论^[20],将分布语言评价值转化为效用值。针对专家 e_k 给出的分布语言自信评价信息 $Q^{(k)} = (q_{ij}^{(k)})_{m \times n}$, 可得正理想解为 $A^{k(+)} = ((d_1^{k(+)}, l_1^{k(+)}), (d_2^{k(+)}, l_2^{k(+)}), \dots, (d_n^{k(+)}, l_n^{k(+)}))$, $k \in T$, 这里 $(d_j^{k(+)}, l_j^{k(+)}) = \{(\max d_{ij}^{(k)}, \max l_{ij}^{(k)}) \mid i \in M\}$, 其中分布语言最大值的计算利用定义 4 比较算子获得。从而,每个专家以分布语言自信评价信息表征的正理想解分别为

$$A^{1(+)} = \left(\begin{array}{l} ((s_2, 0.2), (s_3, 0.8)) \{s_2^{SL}\}, \\ ((s_2, 0.5), (s_3, 0.5)) \{s_1^{SL}\}, \\ ((s_1, 0.25), (s_2, 0.25), (s_3, 0.5)) \{s_1^{SL}\}, \\ ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\} \end{array} \right)$$

$$A^{2(+)} = \left(\begin{array}{l} ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\}, ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\}, \\ ((s_1, 0.2), (s_2, 0.5), (s_3, 0.3)) \{s_1^{SL}\}, \\ ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\} \end{array} \right)$$

$$A^{3(+)} = \left(\begin{array}{l} ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\}, ((s_3, 1)) \{s_0^{SL}\}, \\ ((s_2, 1)) \{s_1^{SL}\}, ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\} \end{array} \right)$$

$$A^{4(+)} = \left(\begin{array}{l} ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\}, ((s_3, 1)) \{s_1^{SL}\}, \\ ((s_2, 1), s_1^{SL}), ((s_2, 0.7), (s_3, 0.3)) \{s_1^{SL}\} \end{array} \right)$$

进而,可得修正后的主体感知效用为

$$u_{ij} = v(d_{ij}) + R(v(d_{ij}) - v(d^{j+})), i \in M, j \in N$$

其中, $v(d^{j+}) = \max_{i \in M} \{v(d_{ij})\}$, $v(\cdot)$ 是分布语言的主观效用函数, $R(\cdot)$ 是后悔欣喜函数,且满足 $R(0) = 0$, $R'(\cdot) > 0$, $R''(\cdot) < 0$ 。根据文献[20],得到 $R(x) = 1 - \exp(-\rho \cdot x)$, 这里取 $\rho = 0.3$ 。从而基于后悔理论的分布语言自信效用值为

$$u_{ij} = \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}(s_{\alpha}) (g(s_{\alpha}))^{\mu} + \{1 - \exp[-\rho \times (\sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_{ij}(s_{\alpha}) \times (g(s_{\alpha}))^{\mu} - \sum_{\alpha=-\tau}^{\tau} p_j^+(s_{\alpha}^j) \times (g(s_{\alpha}^j))^{\mu})]\}$$

于是类似可获得考虑主体后悔情绪的新的主体自信效用矩阵。

最后,类似可建立非线性优化模型式(11),获得新的属性权重为 $w = (0.200\ 5, 0.369\ 4, 0.280\ 8, 0.149\ 3)$,再执行类似于本文决策方法的步骤 5—步骤 7,获得最终的方案排序。

方法 2 的决策步骤简要描述:首先,按照本文步骤 1—步骤 2 进行处理,利用加权平均算子集结得到群体的效用矩阵,接下来过程除了将自信效用向量的 Dice 相似测度换成经典的 Dice 相似测度(见定义 7)外,其余与本文提出的决策步骤一致。

将方法 2 应用到本文算例,得到群体的效用矩阵为

$$UM^{(G)} = \begin{pmatrix} 0.955\ 0 & 0.818\ 1 & 0.589\ 3 & 0.503\ 9 \\ 0.894\ 3 & 0.986\ 3 & 0.822\ 3 & 0.770\ 9 \\ 0.929\ 7 & 0.691\ 8 & 0.784\ 0 & 0.961\ 3 \\ 0.641\ 0 & 0.953\ 0 & 0.818\ 5 & 0.989\ 0 \end{pmatrix}$$

接着,计算方案在属性 C_j 下的效用向量 $V_j = (u_{1j}^{(G)}, u_{2j}^{(G)}, u_{3j}^{(G)}, u_{4j}^{(G)})$ 以及方案的综合效用向量 $V = (\sum_{j=1}^4 w_j u_{1j}^{(G)}, \sum_{j=1}^4 w_j u_{2j}^{(G)}, \sum_{j=1}^4 w_j u_{3j}^{(G)}, \sum_{j=1}^4 w_j u_{4j}^{(G)})$, 可得属性的决策不兼容性程度为 $1 - DSM(V_j, V)$, $j \in N$ 。

最后,类似于本文提出的属性权重确定思想建立优化模型式(11),求得属性权重为 $w = (0.268\ 6, 0.493\ 6, 0.157\ 1, 0.080\ 7)$,再执行类似于本文决策方法的步骤 5—步骤 7 对方案排序择优。

上述 3 种群决策方法的排序择优对比结果如表 5 所示。

表 5 3 种群决策方法的结果对比

Table 5 Comparison of the results of three group decision-making methods

方案	本文方法		方法 1		方法 2	
	加权相似度	排序	加权相似度	排序	加权相似度	排序
A_1	0.837 1	4	0.930 6	3	0.982 7	3
A_2	0.887 1	2	0.949 1	2	0.999 1	1
A_3	0.975 8	1	0.987 8	1	0.959 7	4
A_4	0.870 0	3	0.778 1	4	0.987 7	2

由表5可看出:考虑主体失望情绪与后悔情绪的两种心理行为得出的方案排序并不完全相同,但最优方案都是 A_3 。两者都是利用优化模型式(11)获取属性权重,且得到的属性权重差异较小,采用的决策方法也是相同的,唯一的区别就是效用值的转化方法,一个是利用失望理论,另一个是利用后悔理论,最终的排序结果不完全相同,说明了不同的心理行为会对决策结果产生不同的影响,失望与后悔是两种不同的心理行为,但两者的最优结果是一致的,说明了本文提出的群决策方法在表征决策主体行为方面的有效性。

表5还可以看出:本文方法与方法2的排序结果存在较大差异,本文方法里的最优方案在方法2中是最差方案,导致这种差异的原因是由于方法2中没有考虑决策者的多重自信行为。在实际决策中,由于专家的知识、背景、经验等各不相同,对评价的属性等情况掌握程度各不相同,从而导致专家对自身给出评价信息的自信水平不同,这也反映了决策者给出的评价信息的可靠性。考虑决策者的多重自信水平更加符合实际。另一方面看,对于没有自信水平的评价信息可以看成是决策者对自身有着最高自信水平时给出的评价信息。这样会导致本文方法里的信息可靠性比方法2里的低,两者的评价信息会有较大差异,最终导致决策结果不同。这说明在决策过程中考虑专家的多重自信水平是非常重要的,分布语言评价信息可以看成是分布语言自信评价信息的一种特例。

6 结 论

针对分布语言自信评价信息下的多属性群决策问题,提出了一种考虑主体失望情绪的行为多属性群决策方法。与已有群决策方法相比,本文提出的方法有以下特点:考虑了决策主体在决策时可能存在的失望心理行为,并将其融入语言群决策过程,更加反映实际决策情境;提出了决策者带有多重自信水平时的属性权重确定新方法。下一步的研究方向是将该决策问题扩展至异质语言自信评价信息下的多属性群决策问题,并探讨在社会网络环境下,专家权重的确定以及主体或子群体失望情绪对社会网络群决策的影响。

参考文献(References):

[1] 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.

[2] 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.

[3] 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.

[4] YAO S. A new distance-based consensus reaching model for multi-attribute group decision-making with linguistic distribution assessments [J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2018, 12(1): 395—409.

[5] LI C C, GAO Y, DONG Y C. Managing ignorance elements and personalized individual semantics under incomplete linguistic distribution context in group decision making [J]. Group Decision and Negotiation, 2021, 30: 97—118.

[6] ZHANG Z, YU W Y, MARTINEZ L, et al. Managing multigranular unbalanced hesitant fuzzy linguistic information in multiattribute large-scale group decision making: a linguistic distribution-based approach [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 28(11): 2875—2889.

[7] LIU W Q, DONG Y C, CHICLANA F, et al. A new type of preference relations: fuzzy preference relations with self-confidence [C]//IEEE International Conference on Fuzzy Systems. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2016: 1677—1684.

[8] LIU W Q, DONG Y C, CHICLANA F, et al. Group decision-making based on heterogeneous preference relations with self-confidence [J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2017, 16(4): 429—447.

[9] LIU X, XU Y J, MONTES R, et al. Analysis of self-confidence indices-based additive consistency for fuzzy preference relations with self-confidence and its application in group decision making [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2019, 34(5): 920—946.

[10] GOU X J, XU Z S, WANG X X, et al. Managing consensus reaching process with self-confident double hierarchy linguistic preference relations in group decision making [J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2021, 20(1): 51—79.

[11] LIU W Q, ZHANG H J, CHEN X, et al. Managing consensus and self-confidence in multiplicative preference relations in group decision making [J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 162: 62—73.

[12] ZENG S Z, PENG X M, BALEŽENTIS T, et al. Prioritization of low-carbon suppliers based on Pythagorean fuzzy group

- decision making with self-confidence level [J]. *Economic Research-Ekonomiska Istraživanja*, 2019, 32(1): 1073—1087.
- [13] 张晓珍, 毛军军, 卢亚楠. 基于 Z-number 的 PROMETHEE 多属性决策方法[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(5): 30—36.
- ZHANG Xiao-zhen, MAO Jun-jun, LU Ya-nan. Approach to multi-attribute decision making with PROMETHEE based on Z-numbers[J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University(Natural Science Edition)*, 2020, 37(5): 30—36.
- [14] 郭海艳, 苏静文, 李燕飞, 等. 基于商空间的语言型 Z-number 多准则决策方法[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2021, 38(2): 122—128.
- GUO Hai-yan, SU Jing-wen, LI Yan-fei, et al. Linguistic Z-number multiple criteria decision-making method based on quotient space [J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2021, 38(2): 122—128.
- [15] ZHANG S T, MA Z Z, LIU X D, et al. Adaptive consensus building in emergency group decision-making with hesitant fuzzy linguistic information: a perspective based on disappointment theory[J]. *Adaptive Behavior*, 2020, 30(2): 163—184.
- [16] BELL D E. Disappointment in decision making under uncertainty[J]. *Operations Research*, 1985, 33(1): 1—27.
- [17] ZEELENBERG M, DIJK W V, MANSTEAD A, et al. On bad decisions and disconfirmed expectancies: the psychology of regret and disappointment [J]. *Cognition & Emotion*, 2000, 14(4): 521—541.
- [18] FAN Z P, LI M Y, ZHANG X. Satisfied two-sided matching: a method considering elation and disappointment of agents[J]. *Soft Computing*, 2018, 22(21): 7227—7241.
- [19] WAN S P, ZOU W, DONG J Y. Prospect theory based method for heterogeneous group decision making with hybrid truth degrees of alternative comparisons[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 141: 106285.
- [20] ZHANG S T, ZHU J J, LIU X D, et al. Regret theory-based group decision-making with multidimensional preference and incomplete weight information[J]. *Information Fusion*, 2016, 31: 1—13.
- [21] 刘洋, 樊治平, 尤天慧, 等. 事前-事中两阶段突发事件应急决策方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(1): 215—225.
- LIU Yang, FAN Zhi-ping, YOU Tian-hui, et al. Beforehand-ongoing two-stage decision making method for emergency response[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2019, 39(1): 215—225.
- [22] XU Z S. Deviation measures of linguistic preference relations in group decision making[J]. *Omega*, 2005, 33: 249—254.
- [23] 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.
- [24] DICE L R. Measures of the amount of ecologic association between species[J]. *Ecology*, 1945, 26: 297—302.
- [25] INMAN J J, DYER J S, JIA J M. A generalized utility model of disappointment and regret effects on post-choice valuation [J]. *Market Science*, 1997, 16(2): 97—111.
- [26] LI D F, WAN S P. Fuzzy linear programming approach to multiattribute decision making with multiple types of attribute values and incomplete weight information [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(11): 4333—4348.
- [27] CHIN K S, FU C, WANG Y M. A method of determining attribute weights in evidential reasoning approach based on incompatibility among attributes [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 87: 150—162.
- [28] SHIH H S, SHYUR H J, LEE E S. An extension of TOPSIS for group decision making [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2007, 45(78), 801—813.
- [29] GEISENDORF S, PIETRULLA F. The circular economy and circular economic concepts-a literature analysis and redefinition[J]. *Thunderbird International Business Review*, 2018, 60(5): 771—782.
- [30] 谢海燕. 绿色发展下循环经济的现状及方向[J]. *宏观经济管理*, 2020(1): 14—21.
- XIE Hai-yan. The current situation and direction of circular economy under green development[J]. *Macroeconomic Management*, 2020(1): 14—21.
- [31] ZHAO H R, GUO S R, ZHAO H. Comprehensive benefit evaluation of eco-industrial parks by employing the best-worst method based on circular economy and sustainability [J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2018, 20(3): 1229—1253.