

基于概率分布的犹豫模糊集多属性群决策法及应用

李泽欣, 李梦潇, 黄丽霞

(成都工业学院 经济与管理学院, 成都 611730)

摘要:因决策者本身对每个术语有不同的偏好,其做决策时可能会犹豫,决策结果会因人而异。针对智能物流实验室设备供应商选择过程进行决策分析,首先收集专家的犹豫模糊语言术语评价信息;其次综合评价专家的共识度和犹豫度确定其权重;再改进排序位置法,优化决策方法,提出一种鲁棒性很强的基于概率分布的犹豫模糊 MULTI-MOORA 群决策方法。最后,通过对比分析验证该方法的有效性。

关键词:供应商选择;概率分布;犹豫模糊语言术语集;专家权重;改进的排序位置法

中图分类号:O224 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2022)06-0118-04

实验设备供应商的选择是一个典型的多属性群决策 (multi-attribute group decision making, MAGDM) 问题,此类问题中准确处理专家的评价表达极为重要。即使 HFLTS (hesitant fuzzy linguistic term set) 能同时采用多个语言术语表达专家丰富思想^[1],但是规范化处理后,加上不同个体的偏好,终使信息失真。而为 HFLTS 加上概率分布形成犹豫模糊语言术语集 (possibility distribution hesitant fuzzy linguistic term set, PDHFLTS) 不仅用多个语言术语来表达专家的犹豫,还可以通过不同的权重来揭示专家的偏好。目前广泛确定专家权重的方法是 Wu 等^[2]从距离测度的角度利用一致性程度来测度。Liao 等^[3]提出用犹豫度来计算专家权重。目前文献普遍分别运用共识度或犹豫度^[4]来表示决策者权重。本文结合两者表示决策者的权重。

由于 MAGDM 问题涉及多个决策者,修改决策结果的代价太高,且个人偏好不同以及方案存在非劣解导致选择最优方案非常困难。Wu 等^[5]进一步提出了基于 VIKOR 和 TOPSIS 的模型获得折中解进行决策,并将这两种方法与其他现有方法进行比较研究,揭示其确有一些优越性。基于此,本文引入改进的 MULTIMOORA 进行决策分析。首先收

集专家的语言评价,确定决策时专家权重,再运用改进的决策方法决策,最后对比分析验证结果的正确性。

1 专家语言评价的收集

以智能物流实验教学设备采购时专家评价为例,拟定相应数据,进行计算和分析。依据指标选取的科学性、全面性原则及评价模型的兼容性原则,在总结并借鉴文献[6-10]的研究基础上构建智能物流实验台供应商评价指标体系,见表 1。

表 1 供应商评价指标体系

属性	子属性
成本 C_1	供应商报价
	付款方式
	物流成本
质量 C_2	检验合格率
	专业技术认证
	质量管理体系
服务水平 C_3	服务态度
	培训指导
	售后服务技术保障
	质保期外服务
智能化供应水平 C_4	信息融合
	信息协同
	智能配送

A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 为代表 4 家供应商提供的方案,

收稿日期:2022-02-12

基金项目:成都工业学院校级项目(2021RW002);成都工业学院青苗计划(QM2021082);国家自然科学基金(61803051);成都工业学院博士基金(2019RC022);中国物流学会、中国物流与采购联合会研究课题计划项目(2020CSLKT3-221);轨道交通运维技术与装备四川省重点实验室开放课题(2019YW003);成都工业学院“2017—2020 年度人才培养质量和教学改革”项目(JG2017B15);中国物流学会 2021 年物流业制造业融合教改教研课题计划(RZW2021005)。

作者简介:李泽欣(1992—),女,山西临汾人,成都工业学院经济与管理学院,中级经济师,硕士,研究方向为模糊决策、供应链管理。

包括的属性分别为成本指标 C_1 、质量指标 C_2 、服务水平 C_3 和智能化供应水平 C_4 。属性的相应权重分别为 $\omega^1, \omega^2, \omega^3, \omega^4$ 。邀请 4 位专家 $E = (E_1, E_2, E_3, E_4)$ 评估 4 位供应商 $X = (A_1, A_2, A_3, A_4)$ 。结合 4 个属性定义评估的 LTS 为 $E = (E_1, E_2, E_3, E_4)$;
 $S = \{s_1 = \text{VeryBad}(\text{VB}), s_2 = \text{Bad}(\text{B}), s_3 = \text{SliteBad}$

$(\text{SB}), s_4 = \text{Medium}(\text{M}), s_5 = \text{SliteGood}(\text{SG}), s_6 = \text{Good}(\text{G}), s_7 = \text{VeryGood}(\text{VG})\}$ 。然后专家分别以 PDHFLTSs 的形式对属性 C_j 下备选 A_i 的评估表示为 $d_{ij}^T, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ 。属于 PDHFLTS, 那么 $C_j d_{ij} = \{p_1, p_2, \dots, p_g\}$ 。结果见表 2。

表 2 专家 E_1, E_2, E_3, E_4 模糊语言决策矩阵的概率分布

专家	方案	C_1	C_2	C_3	C_4
E_1	A_1	(0.8, 0.1, 0.1, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.4, 0.6, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.2, 0.8, 0)
	A_2	(0.0, 0.2, 0.0, 0.8, 0.0, 0)	(0.4, 0.3, 0.3, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0.1)	(0.9, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0)
	A_3	(0.0, 0.5, 0.3, 0.2, 0.0, 0)	(0.0, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.1, 0.9, 0.0, 0.0, 0)	(0.4, 0.3, 0.3, 0.0, 0.0, 0)
	A_4	(0.1, 0.3, 0.4, 0.2, 0.0, 0)	(0.2, 0.8, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.5, 0.2, 0.3, 0)	(0.0, 0.0, 0.1, 0.0, 0.0)
E_2	A_1	(0.5, 0.4, 0.1, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.2, 0.2, 0.6)
	A_2	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)	(0.4, 0.6, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.2, 0.8, 0)	(0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0)
	A_3	(0.0, 0.6, 0.2, 0.2, 0.0, 0)	(0.0, 0.8, 0.2, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.9, 0.1, 0.0, 0.0, 0)	(0.3, 0.3, 0.4, 0.0, 0.0, 0)
	A_4	(0.3, 0.4, 0.3, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.9, 0.1, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.2, 0.5, 0.3, 0.0, 0)
E_3	A_1	(0.0, 0.5, 0.4, 0.1, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.1, 0.0)
	A_2	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.2, 0.3, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 1.0, 0.0)	(0.3, 0.2, 0.5, 0.0, 0.0, 0)
	A_3	(0.0, 0.4, 0.6, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)	(0.1, 0.1, 0.8, 0.0, 0.0, 0)	(0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0)
	A_4	(0.8, 0.2, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.6, 0.4, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.4, 0.1, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)
E_4	A_1	(0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.2, 0.8, 0)	(0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0.0, 0)
	A_2	(0.0, 0.3, 0.0, 0.7, 0.0, 0)	(0.0, 0.1, 0.9, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.6, 0.3, 0.1, 0)	(0.0, 0.4, 0.2, 0.4, 0.0, 0)
	A_3	(0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0, 0)	(0.0, 0.5, 0.4, 0.1, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.6, 0.1, 0.3)	(0.0, 0.0, 0.5, 0.5, 0.0, 0)
	A_4	(0.0, 0.6, 0.0, 0.4, 0.0, 0)	(0.0, 0.0, 0.0, 0.1, 0.9, 0)	(0.0, 0.0, 0.1, 0.0, 0.0)	(0.0, 0.0, 0.3, 0.7, 0.0, 0)

2 基于共识度和犹豫度确定专家权重

2.1 定义专家 PDHFLTS 的共识度

共识度表示群体中各专家之间的一致程度。因为两个 PDHFLTS 中元素的基数一般总是不同的。大多数文献主要是基于偏好关系^[11]和距离度量^[12]计算共识度 CD。本文在将两个长度不同的 PDHFLTS 扩展到相同长度的 PDHFLTS 的基础上定义专家的共识度。

定义 1:第 T 个专家在属性 C_j 下备选方案 X_i 的共识度 CD 可以定义为

$$CD_{X_i, C_j}^T = \frac{1}{K-1} \sum_{L=1, L \neq T}^K \rho_{d_{ij}^T, d_{ij}^L} \tag{1}$$

第 T 专家对备选方案 X_i 的共识度定义为

$$CD_{X_i}^T = \frac{1}{n(K-1)} \sum_{j=1}^n \sum_{L=1, L \neq T}^K \rho_{d_{ij}^T, d_{ij}^L} \tag{2}$$

第 T 专家的共识度为

$$CD^T = \frac{1}{mn(K-1)} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{L=1, L \neq T}^K \rho_{d_{ij}^T, d_{ij}^L} \tag{3}$$

2.2 定义 PDHFLTS 的犹豫度

许多学者对犹豫度进行了研究^[13],倾向于给每个语言变量分配相等的概率。但专家开始评价时,又很难区分语言变量的可能性。因此进一步定义具有概率分布的犹豫度 HD。

定义 2:设 $S = \{s_\delta \mid \delta = 1, 2, \dots, g\}$ 为 LTS, d_{ij} 为 S 上的 PDHFLTS。 P_{ij} 为 d_{ij} 的相应概率分布, L_{ij} 为 d_{ij} 的基数, $p_a, p_b \subset P_{ij}$, 因此第 T 个专家在属性 C_j 下备选方案 X_i 的犹豫度为

$$HD_{X_i, C_j}^T = [1 - (\max p_a - \min p_b)] \left[\frac{\ln(L_{ij})}{\ln(g)} \right] \tag{4}$$

第 T 个专家对备选方案 X_i 的犹豫度定义为

$$HD_{X_i}^T = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [1 - (\max p_a - \min p_b)] \left[\frac{\ln(L_{ij})}{\ln(g)} \right] \tag{5}$$

第 T 个专家的犹豫度表示为

$$HD^T = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [1 - (\max p_a - \min p_b)] \left[\frac{\ln(L_{ij})}{\ln(g)} \right] \tag{6}$$

其中,只有一个语言术语时共识度为 0。有 g 个语言变量,它们的可能性相等,则共识度为 1,即 $0 \leq HD \leq 1$ 。

2.3 基于共识度和犹豫度确定专家权重

定义 3:假设第 T 个专家的共识度为 CD^T , 犹豫度为 HD^T , 则有 $K(K \geq 2)$ 个专家 $E = (E_1, E_2, \dots, E_K)$ 参与,得

$$\omega^T = \frac{(1 - HD^T) CD^T}{\sum_{F=1}^K (1 - HD^F) CD^F} \tag{7}$$

式中： $0 \leq \omega^F \leq 1$ ； $\sum_{F=1}^K \omega^F = 1$ ； $F = 1, 2, \dots, K$ 。

基于每个专家的语言决策矩阵,专家的权重可由式(7)确定,其中共识度和犹豫度由式(3)和式(6)计算。得到专家的权重向量为 $\omega = (\omega^1, \omega^2, \omega^3, \omega^4) = (0.274\ 2, 0.211\ 0, 0.268\ 2, 0.246\ 6)$ 。

3 改进的 PDHFL-MULTIMOORA 方法决策

结合式(7)和 $D_T = (d_{ij}^T)_{m \times n}, T = 1, 2, \dots, K$, 用向量归一化公式对群决策矩阵 $D_{m \times n}$ 进行归一化:

$$d_{ij}^N = \frac{E(d_{ij})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m [E(d_{ij})]^2}} \tag{8}$$

归一化群决策矩阵 D^N 为

$$D^N = \begin{bmatrix} 0.35 & 0.57 & 0.35 & 0.73 \\ 0.60 & 0.35 & 0.69 & 0.31 \\ 0.60 & 0.47 & 0.41 & 0.38 \\ 0.40 & 0.57 & 0.48 & 0.48 \end{bmatrix}.$$

由此确定供应商排序的步骤如下。

第 1 步:基于犹豫模糊语言比率的概率分布排序(PDHFLRS)。

备选方案 A_i 的从属效用值为

$$U_1(A_i) = \sum_{j=1}^g \omega_j d_{ij}^N - \sum_{j=g+1}^n \omega_j d_{ij}^N \tag{9}$$

$C_j(j = 1, 2, \dots, g)$ 属于收益属性, $C_j(j = g + 1, \dots, n)$ 属于成本属性。通过式(9)得, $U_1 = (0.298\ 4, 0.170\ 7, 0.141\ 0, 0.258\ 4)$ 。各方案的排序结果按效用值 $U_1(A_i)$ 降序排列,第 1 个顺序如下: $R_1 = \{A_{i|i \in \max U_1(A_i)}, \dots, A_{i|i \in \min U_1(A_i)}\} = \{A_1 > A_4 > A_2 > A_3\}$ 。

第 2 步:基于模糊语言参照点的概率分布排序(PDHFLRP)。

备选方案 A_i 的从属效用值为

$$U_2(A_i) = \max_j \omega_j |r_j - d_{ij}^N| \tag{10}$$

式中, $r_j = \{\max d_{ij}^N, j \leq g; \min d_{ij}^N, j \geq g\}$ 。通过式(10)得, $U_2 = (0.106\ 4, 0.137\ 9, 0.145\ 3, 0.116\ 3)$, 效用值 $U_2(A_i)$ 按升序排列如下: $R_2 = \{A_{i|i \in \min U_2(A_i)}, \dots, A_{i|i \in \max U_2(A_i)}\} = \{A_1 > A_4 > A_3 > A_2\}$ 。

第 3 步:基于模糊语言全乘法形式的概率分布排序(PDHFLFMF)。

备选方案 A_i 的从属效用值为

$$U_3(A_i) = \prod_{i=1}^g (d_{ij}^N)^{\omega_j} / \prod_{j=g+1}^n (d_{ij}^N)^{\omega_j} \tag{11}$$

则 $U_3 = (0.829\ 0, 0.625\ 2, 0.612\ 2, 0.783\ 2)$, 备选方案按效用值 $U_3(A_i)$ 降序排列,第 3 个排序表示为 $R_3 = \{A_{i|i \in \max U_3(A_i)}, \dots, A_{i|i \in \min U_3(A_i)}\} = \{A_1 > A_4 > A_2 > A_3\}$ 。

第 4 步:改进排序法得到最终排序。

通过算术加权算子改进排名位置的得分函数,即

$$IRPM(A_i) = \frac{1}{\left| \frac{U_1^N(A_i)}{R_1(A_i)} - \frac{U_2^N(A_i)}{R_2(A_i)} + \frac{U_3^N(A_i)}{R_3(A_i)} \right|} \tag{12}$$

$U_k^N(A_i)$ 为 $U_k(A_i)$ 向量归一化结果,即

$$U_k^N(A_i) = \frac{U_k(A_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m [U_k(A_i)]^2}}, k = 1, 2, 3.$$

PDHFLRP 模型是基于成本的属性,PDHFLRS 和 PDHFLFMF 模型是基于收益的属性。则 $IRPM(A_1) = 1.221\ 6, IRPM(A_2) = 14.756\ 6, IRPM(A_3) = 5.596\ 8, IRPM(A_4) = 6.952\ 1$, 最终的排名为 $R_{final} = \{A_1 > A_3 > A_4 > A_2\}$ 。供应商 1 是最佳选择。

4 比较分析

通过与 PDHFL-TOPSIS 方法进行比较,验证所提出方法的可靠性。

参考 Wu 等^[14]所提出的 PDHFL-TOPSIS 方法步骤,确定每个点与理想解的相对接近度: $RC_1 = 0.609\ 5, RC_2 = 0.415\ 0, RC_3 = 0.568\ 4, RC_4 = 0.567\ 8$ 。最终排序为 $R_{TOPSIS} = \{A_1 > A_3 > A_4 > A_2\}$ 。供应商 1 是最佳选择。因此,可以与供应商 1 合作以实现价值最大化。

处理 MAGDM 问题时,PDHFLTS 是一种合适的表达复杂语言信息的工具。本文将 PDHFLT 与 MULTIMOORA 方法相结合,求解实验设备供应商选择问题。基于概率分布的模糊语言环境,提出一种同时考虑犹豫度和共识度的专家权重计算方法,定义专家的共识度,并介绍了 PDHFL 环境下的犹豫度公式。在 MULTIMOORA 方法中引入一种新的聚合算子,求解实验室设备供应商选择问题。通过对比分析,验证该方法的合理性和适用性。

参考文献

[1] ZHU B, XU Z. Consistency measures for hesitant fuzzy linguistic preference relations[J]. IEEE Trans. Fuzzy Sys-

tem,2014,22:35-45.

[2] WU Z,XU J. Possibility distribution-based approach for MAGDM with hesitant fuzzy linguistic information[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2016,46(3):694-705.

[3] LIAO H,RUI Q,GAO C,et al. Score-HeDLiSF: a score function of hesitant fuzzy linguistic term set based on hesitant degrees and linguistic scale functions; an application to unbalanced hesitant fuzzy linguistic MULTIMOORA [J]. Information Fusion,2019,48:39-54.

[4] YUAN J,LUO X. Approach for multi-attribute decision making based on novel intuitionistic fuzzy entropy and evidential reasoning[J]. Computers & Industrial Engineering,2019,135(9):643-654.

[5] WU Z,XU J,JIANG X,et al. Two MAGDM models based on hesitant fuzzy linguistic term sets with possibility distributions;VIKOR and TOPSIS[J]. Information Sciences, 2018,473:101-120.

[6] 于倩. 不确定环境下的绿色供应商评价方法研究[D]. 北京:北京理工大学,2016.

[7] 张丹丹. A 公司服务采购中的供应商评价研究[D]. 北京: 北京交通大学,2018.

[8] 刘立国,梁炳南. 基于熵权-TOPSIS 模型的液压实验台供应商选择评价[J]. 机床与液压,2020,48(11):99-102.

[9] 陈诚,石莉,石梅,等. 数据驱动下的智能制造企业供应商效率评价[J]. 计算机系统应用,2020,29(5):1-10.

[10] 王亚萍. ZC 公司供应链管理环境下的采购管理研究 [D]. 济南:山东大学,2019.

[11] ZHANG G,DONG Y,XU Y. Consistency and consensus measures for linguistic preference relations based on distribution assessments[J]. Information Fusion, 2014, 17, 46-55.

[12] LIAO H, XU Z, ZENG X, et al. Qualitative decision making with correlation coefficients of hesitant fuzzy linguistic term sets[J]. Knowledge-Based Systems,2015,76 (3):127-138.

[13] SELLAH H, OUHBI B, FRIKH B, et al. Expertise-based consensus building for MCGDM with hesitant fuzzy linguistic information[J]. Information Fusion,2019,50:54-70.

[14] WU Z,XU J,JIANG X, et al. Two MAGDM models based on hesitant fuzzy linguistic term sets with possibility distributions; VIKOR and TOPSIS [J]. Information Sciences,2018,473:101-120.

Hesitant Fuzzy Linguistic Term Set A MAGDM Method and It Application

LI Zexin, LI Mengxiao, HUANG Lixia

(School of Economics and Management,Chengdu Technological University,Chengdu 611730,China)

Abstract: The selection of laboratory equipment supplier is very important for laboratory construction. Because decision makers have different preferences for each term, they may hesitate to make decisions, and the decision-making results will vary from each other. The decision-making process of equipment supplier selection for intelligent logistics laboratory is analyzed. Firstly, collect the evaluation information of hesitant fuzzy linguistic terms is collected from experts; Secondly, the experts’ weight is determined by their consensus and hesitation degree. Then, by improving the ranking position method and optimizing the decision-making method, a highly robust hesitant fuzzy MULTIMOORA group decision-making method is proposed based on probability distribution. Finally, the effectiveness of the method is verified by comparative analysis.

Keywords:supplier selection;probability distribution;hesitant fuzzy language term set;expert weight;improved ranking position method