

# 控制与决策

Control and Decision

## 考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型

张世涛, 刘小弟, 朱建军, 王治莹

引用本文:

张世涛, 刘小弟, 朱建军, 等. 考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型[J]. *控制与决策*, 2021, 36(1): 187–195.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0556>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 概率犹豫模糊决策理论与方法综述

An overview of probabilistic hesitant fuzzy decision-making theory and methods

*控制与决策*. 2021, 36(1): 42–51 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0465>

### 基于知识粒度特征的多目标粗糙集属性约简算法

Multi objective rough set attribute reduction algorithm based on characteristics of knowledge granularity

*控制与决策*. 2021, 36(1): 196–205 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0490>

### 专家交互情境下不完备群组DEMATEL决策方法

Incomplete group DEMATEL decision-making method under expert interaction context

*控制与决策*. 2020, 35(12): 3066–3072 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0353>

### 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>

### 基于前景理论和模糊理论的在线多属性采购拍卖 供应商选择决策

Decision method of supplier selection for online multi-attribute procurement auction based on prospect theory and fuzzy theory

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2637–2645 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1768>

# 考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型

张世涛<sup>1†</sup>, 刘小弟<sup>1</sup>, 朱建军<sup>2</sup>, 王治莹<sup>3</sup>

(1. 安徽工业大学 数理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032; 2. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 211106; 3. 安徽工业大学 管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

**摘要:** 针对犹豫模糊语言信息下的多属性群决策问题, 提出一种基于个体累积共识贡献的自适应共识决策模型. 首先, 利用犹豫模糊语言得分函数, 基于经典的信息熵和相对熵理论, 综合考虑同一属性下不同方案间的信息差异, 以及各方案分别与正理想方案和负理想方案的信息差异, 构建确定属性权重的优化模型; 然后, 提出个体累积共识贡献测度和全局共识测度, 利用全局共识度进行共识控制, 依据个体累积共识贡献度对专家权重进行自适应修正, 构建一种新的犹豫模糊语言自适应共识过程. 该过程的特点是对拥有较少合作的全非共识专家执行专家权重惩罚, 而且专家权重的更新引起属性权重的自适应更新, 反过来又影响个体共识贡献的累积. 最后通过一个应急医疗设施选址的共识决策例子表明方法的可行性和有效性.

**关键词:** 群决策; 共识; 熵; 属性权重; 犹豫模糊语言集

中图分类号: C934

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0556

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 张世涛, 刘小弟, 朱建军, 等. 考虑个体累积共识贡献的犹豫模糊语言自适应共识模型[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 187-195.

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

ZHANG Shi-tao<sup>1†</sup>, LIU Xiao-di<sup>1</sup>, ZHU Jian-jun<sup>2</sup>, WANG Zhi-ying<sup>3</sup>

(1. School of Mathematics & Physics Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China; 2. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 3. School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

**Abstract:** An adaptive consensus decision model based on individual cumulative consensus contribution is proposed for multi-attribute group decision making problems under hesitant fuzzy linguistic information. Firstly, based on the classical theory of information entropy and relative entropy, the hesitant fuzzy linguistic score function is used to construct an optimization model that determines attribute weights, comprehensively considering the information difference among different alternatives under the same attributes as well as the information difference between each alternative and the positive ideal alternative or the negative ideal alternative. Then, the measure of individual cumulative consensus contribution and the global consensus measure are developed. A new adaptive consensus process for hesitant fuzzy linguistic information is constructed, where the consensus level is controlled by using the global consensus degree and the expert weight is adaptively corrected according to the expert's cumulative consensus contribution. The characteristics of the process are as follows. 1) The penalties of expert weights are performed for the non-full consensus experts with less cooperation. 2) The updating of expert weights causes the adaptive updating of attribute weights, which in turn influences the accumulation of individual consensus contribution. Finally, an example of consensus decision-making for the location of emergency medical facilities is given to illustrate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** group decision-making; consensus; entropy; attribute weights; hesitant fuzzy linguistic set

## 0 引言

多属性群决策是考虑多个属性、由多人进行决

策的过程, 广泛存在于管理实践中, 如应急管理、医疗废物管理等<sup>[1]</sup>. 共识和选择是群决策的两个基本过

收稿日期: 2019-04-28; 修回日期: 2019-07-29.

基金项目: 教育部人文社会科学青年基金项目(18YJC630249, 16YJC630077); 安徽省自然科学基金项目(1708085MG168, 1808085QG224); 国家自然科学基金项目(72074001, 71704001, 71601002).

责任编辑: 李勇建.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: zhangshitao1980@126.com.

程<sup>[2]</sup>. 共识过程包括群体共识测算、意见分歧识别以及意见收敛调控;选择过程包括偏好表征及转换、个体偏好集结以及方案排序择优<sup>[3]</sup>. 近来,多属性群体共识研究已引起学者的重视,涌现出较多研究成果,主要有偏好结构表征<sup>[4-5]</sup>、群体共识度测算<sup>[6-7]</sup>、共识达成机制设计<sup>[8-9]</sup>、复杂决策环境的群体共识模型构建(如动态<sup>[10]</sup>、社会网络<sup>[11]</sup>、大群体<sup>[12]</sup>).

在复杂定性多属性群决策中,为了更好地刻画决策者在几个语言术语间的犹豫不决,Rodriguez等<sup>[13]</sup>提出了犹豫模糊语言术语集(HFLTTS)的概念.作为一种崭新的决策工具,HFLTTS为人们的信息表述和灵活决策提供了方便<sup>[14]</sup>.考虑到非对称评估标度在计算过程中会出现一些反常结果;Liao等<sup>[15]</sup>重新定义了HFLTTS,并给出了其数学形式.Liao等<sup>[16]</sup>基于犹豫度和语言标度函数提出了HFLTTS的新得分函数;Wang等<sup>[17]</sup>系统回顾了HFLTTS决策的研究进展.特别地,犹豫模糊语言多属性共识决策得到了学者们的重点关注,如Wu等<sup>[18]</sup>基于HFLTTS的可能分布定义新的群体共识度,建立了带非共识观点识别和反馈调整规则的共识模型;Zhang等<sup>[19]</sup>综合考虑HFLTTS包络的宽度和中心,定义了HFLTTS的距离测度;Wei等<sup>[20]</sup>基于HFLTTS的包络定义了犹豫模糊决策矩阵间的共识性水平;Wu等<sup>[21]</sup>基于语言分布和犹豫模糊语言集,提出了一种拥有精确群体观点和群体最大支持度的多属性语言群决策模型;Sellak等<sup>[22]</sup>基于多个特征(决策者的偏好、兴趣和犹豫程度)识别决策者的专业程度,并将其融入犹豫模糊语言共识反馈机制.上述共识模型或方法的共同特点是共识协调者反馈个体偏好的调整建议给个体,决策过程通过修改个体观点逐步达成共识,其基本假设是群体追求合作以及个体观点有弹性.

通过梳理既有文献,发现犹豫模糊语言多属性群体共识模型仍有以下不足:传统带个体偏好反馈式机制的共识方式,一定程度上降低了群体共识的效率.特别地,针对某些特殊群决策情境(如突发事件应急共识决策),个体会因偏好的过度调整建议产生抵触情绪,导致共识意外中断,因此在共识决策实践中,受时效性和可靠性的双重限制,执行带反馈机制的共识模型存在一定的操作缺陷.鉴于此,本文运用群体共识的相关理论,提出一种新的犹豫模糊语言自适应共识模型;构建了一种新的属性权重优化模型,该模型综合考虑了同一属性下不同方案间的信息差异,以及各方案分别与正理想方案和负理想方案的信息差异,且属性权重随共识过程自适应更新,辅助共识达

成;同时,提出一种新的自适应式共识模型,该模型通过计算专家的累积共识贡献,对拥有较少合作的专家权重进行非共识惩罚,无需强迫专家修改个人观点,使群体自适应地达成共识.

## 1 问题描述

### 1.1 基本定义

**定义1**<sup>[15]</sup> 设  $S = \{s_\alpha | \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$  为预先定义的以零为对称中心且语言术语个数为奇数的语言术语集,其中  $\tau$  为正整数. 设  $X$  为论域,  $x_i \in X, i = 1, 2, \dots, N$ , 称

$$H_S = \{\langle x_i, h_S(x_i) \rangle | x_i \in X\} \quad (1)$$

为  $X$  上的一个 HFLTTS, 称  $h_S(x_i) = \{s_{\delta_l}(x_i) | s_{\delta_l}(x_i) \in S, l = 1, 2, \dots, L(h_S(x_i)), \delta_l \in \{-\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}\}$  为犹豫模糊语言数(HFLE). 其中:  $L(h_S(x_i))$  为  $h_S(x_i)$  中语言术语的个数; HFLE 为  $X$  上元素  $x_i$  属于  $H_S$  的所有可能隶属度的取值, 是  $S$  中的一个有序且连贯的子集.

**定义2**<sup>[16]</sup> 设  $S = \{s_\alpha | \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$  为语言术语集,  $h_S$  为一个 HFLE(见定义1), 称

$$F(h_S) = (1 - \text{HD}(h_S)) \times \left( \frac{1}{L(h_S)} \sum_{l=1}^{L(h_S)} g(s_{\delta_l}) \right) \quad (2)$$

为  $h_S$  的得分函数. 其中: 下凸函数  $\text{HD}(h_S) = \frac{L(h_S) \ln(L(h_S))}{(2\tau + 1) \ln(2\tau + 1)}$  表示 HFLE  $h_S$  的犹豫度,  $g(s_{\delta_l}) = \frac{\delta_l + \tau}{2\tau}$  表示对称分布的语言术语集  $S$  的标度函数.

**定义3**<sup>[18]</sup> 设方案集  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} (n \geq 2)$ , 属性集  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\} (m \geq 2)$ ,  $H_S$  为定义在语言术语集  $S$  上的 HFLTTS, 称  $R = (r_{ij})_{n \times m}$  为犹豫模糊语言决策矩阵, 其中  $r_{ij} \in H_S$  为专家针对方案  $A_i$  关于属性  $C_j$  的犹豫模糊语言评价价值, 用犹豫模糊语言数表征(见定义1).

**定义4**<sup>[23]</sup> 设系统  $A$  的状态分布列为  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ , 满足  $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ , 称

$$E(P) = - \sum_{i=1}^n (p_i \log p_i) \quad (3)$$

为系统  $A$  的熵, 反映了系统在各状态下的不确定度.  $E$  越大, 系统  $A$  的状态不确定性越大.

**定义5**<sup>[24]</sup> 设系统  $A$  和系统  $B$  的状态分布列分别为  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  和  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ , 满足  $\sum_{i=1}^n p_i = \sum_{i=1}^n q_i = 1$ , 称

$$\text{RE}(P, Q) = - \sum_{i=1}^n \left( p_i \log \frac{q_i}{p_i} + (1 - p_i) \log \frac{1 - q_i}{1 - p_i} \right) \quad (4)$$

为系统A和系统B的相对熵,反映系统A与系统B状态的差别程度. RE越小,系统A与系统B的状态差别越小.

### 1.2 问题描述

考察基于犹豫模糊语言信息的多属性群决策问题. 假设  $S = \{s_\alpha | \alpha = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$  为预先定义的语言术语集, 决策方案集  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} (n \geq 2)$ , 属性集  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\} = C^{\text{benefit}} \cup C^{\text{cost}}, m \geq 2$ , 其中  $C^{\text{benefit}}$  和  $C^{\text{cost}}$  分别为效益型和成本属性集. 专家集  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_p\} (p \geq 2)$ , 专家  $e_k$  针对方案集A关于属性集C给出犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(k)} = (r_{ij}^{(k)})_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, p$  (见定义2), 其中  $r_{ij}^{(k)} \in H_S$  为犹豫模糊语言数, 表示专家  $e_k$  对方案  $A_i$  在属性  $C_j$  下的评价. 另外, 假设专家权重为  $\lambda = (\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(p)}), \lambda^{(k)} \in [0, 1], \sum_{k=1}^p \lambda^{(k)} = 1$ . 属性权重为  $w = (w^{(1)}, w^{(2)}, \dots, w^{(m)}) \in \Omega$ , 满足  $w^{(j)} \in [0, 1], \sum_{j=1}^m w^{(j)} = 1$ , 其中  $\Omega$  表示不完全权重信息集.

本文要解决的问题是: 针对犹豫模糊语言评价信息, 建立一种有效的共识达到过程使群体快速达成一定的共识水平, 最终形成共识决策方案. 这类问题的难点包括: 1) 如何识别共识贡献较低的个体; 2) 如何测度个体的共识贡献和群体的共识性水平; 3) 如何构建有效的共识引导机制使群体快速达成共识.

## 2 主要模型与方法

针对犹豫模糊语言评价信息下的多属性群体共识决策问题, 本文进行决策的基本思路是: 首先, 构建犹豫模糊语言决策信息下的属性权重确定模型; 然后, 构建个体累积共识贡献测度和群体共识测度, 设计共识迭代算法; 最后, 利用选择过程对备选方案优选和排序.

### 2.1 属性权重确定模型

实际决策中, 由于时间压力, 知识缺乏等原因, 属性权重往往未知或不完全确定. 一些熟知的属性权重确定方法(如熵值法、标准偏差法、相关分析法、最大偏差法等)相继被提出<sup>[25]</sup>. 特别地, 熵值法作为一种客观赋权法, 能够深刻反映出指标信息的效用价值, 避免了人为因素带来的偏差, 受到了众多学者的青睐<sup>[26]</sup>. 近年来, Gou等<sup>[27]</sup>提出了一些犹豫模糊语言熵和交互熵测度, 并利用其构建了属性权重确定模型. 然而, 文献[27]所构建的熵测度和交叉熵测度函数稍显复杂, 并且选择不同测度函数也给结果带来不

确定性. 鉴于此, 本文利用犹豫模糊语言得分函数, 以经典的信息熵和相对熵理论为基础, 构建一种新的属性权重优化模型, 具体过程如下.

利用下式对犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(k)} = (r_{ij}^{(k)})_{n \times m}$  进行规范化:

$$h_S^{ij(k)} = \begin{cases} r_{ij}^{(k)}, & C_j \in C^{\text{benefit}}; \\ (r_{ij}^{(k)})^c, & C_j \in C^{\text{cost}}. \end{cases} \quad (5)$$

得到规范化决策矩阵  $D^{(k)} = (d_{ij}^{(k)})_{n \times m}$ . 其中:  $d_{ij}^{(k)} = h_S^{ij(k)} = \{s_{\delta_l^{ij(k)}} | s_{\delta_l^{ij(k)}} \in S, l = 1, 2, \dots, L(h_S^{ij(k)})\}$ ,  $\delta_l^{ij(k)} \in \{-\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\} \in H_S, k = 1, 2, \dots, p; (r_{ij}^{(k)})^c = S - r_{ij}^{(k)} = \{s_{\delta_l^{ij(k)}} | s_{\delta_l^{ij(k)}} \in S, s_{\delta_l^{ij(k)}} \notin r_{ij}^{(k)}\}$  表示犹豫模糊语言数  $r_{ij}^{(k)}$  的补运算结果<sup>[13]</sup>.

利用式(2)构建得分决策矩阵  $F^{(k)} = (F(d_{ij}^{(k)}))_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, p$ , 其中

$$F(d_{ij}^{(k)}) = \left(1 - \frac{L(h_S^{ij(k)}) \ln(L(h_S^{ij(k)}))}{(2\tau + 1) \ln(2\tau + 1)}\right) \times \left(\frac{1}{L(h_S^{ij(k)})} \sum_{l=1}^{L(h_S^{ij(k)})} \frac{\delta_l^{ij(k)} + \tau}{2\tau}\right). \quad (6)$$

式(6)综合利用 HFLE 的犹豫度和语言标度函数, 提取了专家  $e_k$  针对方案  $A_i$  在属性  $C_j$  下的属性得分信息. 对得分决策矩阵的列进行归一化处理, 得到归一化的得分决策矩阵  $G_k = (G_{ij}^{(k)})_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, p$ , 其中

$$G_{ij}^{(k)} = \frac{F(d_{ij}^{(k)})}{\sum_{i=1}^n (F(d_{ij}^{(k)}))}. \quad (7)$$

将  $G_{ij}^{(k)}$  看作一个概率分布, 利用式(3)计算专家  $e_k$  针对方案集A关于属性  $C_j$  的熵为

$$E_j^{(k)} = E(G_{ij}^{(k)}) = - \sum_{i=1}^n G_{ij}^{(k)} \log(G_{ij}^{(k)}). \quad (8)$$

记  $G_{j^+}^{(k)} = \max_{1 \leq i \leq n} \{G_{ij}^{(k)}\}$  和  $G_{j^-}^{(k)} = \min_{1 \leq i \leq n} \{G_{ij}^{(k)}\}$  分别表示专家  $e_k$  针对方案集A关于属性  $C_j$  的正理想值和负理想值. 将  $G_{ij}^{(k)}, G_{j^+}^{(k)}$  和  $G_{j^-}^{(k)} (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, p)$  进行行归一化处理, 得到

$$Q_{ij}^{(k)} = G_{ij}^{(k)} / \sum_{j=1}^m G_{ij}^{(k)},$$

$$Q_{j^+}^{(k)} = G_{j^+}^{(k)} / \sum_{j=1}^m G_{j^+}^{(k)},$$

$$Q_{j^-}^{(k)} = G_{j^-}^{(k)} / \sum_{j=1}^m G_{j^-}^{(k)}.$$

对于固定的  $k$  和  $i$ , 将  $Q_{ij}^{(k)}, Q_{j^+}^{(k)}$  和  $Q_{j^-}^{(k)}$  看作 3

个概率分布,利用式(4),考虑到传统相对熵具有非对称性的不足<sup>[24]</sup>,构建如下两种对称交互熵  $CE_{i+}^{(k)}$  和  $CE_{i-}^{(k)}$ ,分别反映专家  $e_k$  针对方案  $A_i$  的属性得分值与正理想值的信息差异,以及属性得分值与负理想值的信息差异:

$$CE_{i+}^{(k)} = RE(Q_{ij}^{(k)}, Q_{j+}^{(k)}) + RE(Q_{j+}^{(k)}, Q_{ij}^{(k)}) = - \sum_{j=1}^m \left[ Q_{ij}^{(k)} \log \left( \frac{Q_{j+}^{(k)}}{Q_{ij}^{(k)}} \right) + (1 - Q_{ij}^{(k)}) \log \left( \frac{1 - Q_{j+}^{(k)}}{1 - Q_{ij}^{(k)}} \right) \right] - \sum_{j=1}^m \left[ Q_{j+}^{(k)} \log \left( \frac{Q_{ij}^{(k)}}{Q_{j+}^{(k)}} \right) + (1 - Q_{j+}^{(k)}) \log \left( \frac{1 - Q_{ij}^{(k)}}{1 - Q_{j+}^{(k)}} \right) \right], \quad (9)$$

$$CE_{i-}^{(k)} = RE(Q_{ij}^{(k)}, Q_{j-}^{(k)}) + RE(Q_{j-}^{(k)}, Q_{ij}^{(k)}) = - \sum_{j=1}^m \left[ Q_{ij}^{(k)} \log \left( \frac{Q_{j-}^{(k)}}{Q_{ij}^{(k)}} \right) + (1 - Q_{ij}^{(k)}) \log \left( \frac{1 - Q_{j-}^{(k)}}{1 - Q_{ij}^{(k)}} \right) \right] - \sum_{j=1}^m \left[ Q_{j-}^{(k)} \log \left( \frac{Q_{ij}^{(k)}}{Q_{j-}^{(k)}} \right) + (1 - Q_{j-}^{(k)}) \log \left( \frac{1 - Q_{ij}^{(k)}}{1 - Q_{j-}^{(k)}} \right) \right]. \quad (10)$$

由定义4和式(8)可知,属性的离散程度越大,该属性对综合评价的影响(权重)越大,其熵值越小.由定义5、式(9)和(10)可知,为使得每个方案的属性值更靠近理想值,远离负理想值,每个方案的属性值与其理想值的对称交互熵应尽可能小,与其负理想值的对称交互熵应尽可能大.

综合上述熵和对称交互熵的思想,建立如下确定属性权重的优化模型(M-1):

$$\begin{aligned} \max TE_w = & \sum_{j=1}^m w^{(j)} \cdot \left[ \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^n \lambda^{(k)} \cdot \frac{1}{n} (CE_{i-}^{(k)} - CE_{i+}^{(k)}) - \sum_{k=1}^p \lambda^{(k)} \cdot E_j^{(k)} \right]. \\ \text{s.t. } w = & (w^{(1)}, w^{(2)}, \dots, w^{(m)}) \in \Omega; \\ & \sum_{j=1}^m w^{(j)} = 1, w^{(j)} \geq 0, j = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

模型(M-1)中,目标函数  $TE_w$  是专家集  $E$  针对方案集  $A$  关于属性集  $C$  的加权综合熵,既反映了同一属性下不同方案间的信息差异,也反映了各方案分别与

正理想方案和负理想方案的信息差异.

特别地,若不完全权重信息集  $\Omega = R^m$ ,即属性权重信息是完全未知的,则利用拉格朗日乘子法求解模型(M-1)可得属性权重  $w^{(j)} (j = 1, 2, \dots, m)$  为

$$w^{(j)} = \frac{\sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^n \lambda^{(k)} \cdot (CE_{i-}^{(k)} - CE_{i+}^{(k)} - E_j^{(k)})}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^n \lambda^{(k)} \cdot (CE_{i-}^{(k)} - CE_{i+}^{(k)} - E_j^{(k)})}. \quad (11)$$

### 2.2 个体累积共识贡献度

群体共识决策中,为获得群体关于备选方案集一致或妥协的偏好序,共识过程是一个不可缺少的关键环节,设计对应的共识机制是其重点,主要包括带反馈和不带反馈两种共识机制<sup>[3]</sup>.在反馈式共识机制中,为快速达成一定共识,就某些非共识偏好,共识协调者可能会建议专家进行多轮个体偏好调整,有时会强制部分专家接受硬性调整建议.因此,在共识决策实践中,特别是应对突发事件应急决策时,考虑到时效性和可靠性的双重责任,运用带反馈机制的共识模型有一定的操作缺陷.鉴于此,为避免个体偏好的硬性修正和多轮调整,相关研究认为共识协调者有必要及时评估群体中个体的共识贡献程度,利用评估结果采取一定的措施来引导和控制共识进程.例如:基于个体累积共识贡献惩罚拥有较少合作的个体权重<sup>[28-29]</sup>;基于非合作行为分析结果修正个体间的信任值或更新个体权重值<sup>[11,30]</sup>.在这其中,如何测度个体对群体共识的贡献程度是关键.受上述共识思想的启发,针对本文共识群决策问题的特点,下面给出一种测度专家个体对群体共识贡献的新方法,其中专家个体的评价以犹豫模糊语言信息表征.

利用式(6)和加权平均算子,得到专家  $e_k$  关于方案  $A_i$  的加权集结个体评价得分值  $\xi_i^{(k)}, 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq p$ ,其中

$$\xi_i^{(k)} = \sum_{j=1}^m F(d_{ij}^{(k)}) \cdot w^{(j)}. \quad (12)$$

利用加权平均算子得到群体关于方案  $A_i$  的加权集结群体评价得分值  $\xi_i^{(G)}, 1 \leq i \leq n$ ,其中

$$\xi_i^{(G)} = \sum_{k=1}^p \xi_i^{(k)} \cdot \lambda^{(k)}. \quad (13)$$

利用式(12)和(13)计算除专家  $e_l$  外的所有专家关于方案  $A_i$  的共识水平

$$CL_i^{(l)} = \sum_{k \in E_s \setminus \{l\}} [(1 - |\xi_i^{(k)} - \xi_i^{(G)}|) \cdot \beta^{(k)}]. \quad (14)$$

其中:  $\beta^{(k)} = \frac{\lambda^{(k)}}{\sum_{k \in E_s \setminus \{l\}} \lambda^{(k)}}, 1 \leq i \leq n, 1 \leq l \leq p, E_s$

为专家集  $E$  中元素的下标集. 此外, 可得所有专家关于方案  $A_i$  的共识水平

$$CL_i = \sum_{k=1}^p [(1 - |\xi_i^{(k)} - \xi_i^{(G)}|) \cdot \lambda^{(k)}]. \quad (15)$$

**定义6** (个体累积共识贡献度) 针对方案集  $A$  关于属性集  $C$ , 称

$$CD^{(l)} = \sum_{i=1}^n (CL_i - CL_i^{(l)}) \quad (16)$$

为专家  $e_l$  对于群体的累积共识贡献度.  $CD^{(l)}$  为专家  $e_l$  在共识过程中对群体共识达成的贡献水平,  $CD^{(l)} > 0$  表明专家  $e_l$  对群体共识达成起支撑作用,  $CD^{(l)} < 0$  表明专家  $e_l$  对群体共识达成起极化作用.

### 2.3 犹豫模糊语言自适应共识过程

针对犹豫模糊语言信息决策环境, 为快速达成有效的群体共识, 设计一种新的犹豫模糊语言共识达到过程. 该过程利用全局共识度进行共识控制, 基于个体累积共识贡献度对专家权重进行自适应更新, 直至群体达到所需要的共识水平. 在共识过程中, 用来共识控制的全局共识度定义如下.

**定义7** (全局共识度) 称

$$C^{(G)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n CL_i = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^p [(1 - |\xi_i^{(k)} - \xi_i^{(G)}|) \cdot \lambda^{(k)}] \quad (17)$$

为群体关于所有方案的全局共识度, 其中  $\xi_i^{(k)}$  和  $\xi_i^{(G)}$  由式(12)和(13)所述.  $C^{(G)} \in [0, 1]$  反映专家群体的共识水平, 值越大, 群体共识水平越高.

一般而言, 需预先确定全局共识度阈值  $\eta$ , 确定方法主要有主观经验法<sup>[31]</sup>和客观仿真分析法<sup>[32]</sup>. 若全局共识度  $C^{(G)}$  未达到预先给定的共识度阈值, 则系统将评估专家的累积共识贡献, 依据贡献程度对专家权重进行自适应修正, 以便在下一轮共识迭代中提高群体决策的共识水平, 具体方法如下.

记  $t$  轮共识迭代后专家  $e_l$  的权重为  $\lambda_t^{(l)}$ , 专家  $e_l$  的累积共识贡献度为  $CD^{(l,t)}$ , 则第  $t+1$  轮专家  $e_l$  的权重  $\lambda_{t+1}^{(l)}$  自适应修正为

$$\lambda_{t+1}^{(l)} = \mu_{t+1}^{(l)} / \sum_{l=1}^p \mu_{t+1}^{(l)}. \quad (18)$$

其中  $\mu_{t+1}^{(l)} = \lambda_t^{(l)} \cdot (1 + CD^{(l,t)})^\theta, l = 1, 2, \dots, p,$   $\theta$  越大表明迭代过程收敛于理想共识水平的速度越快. 式(18)对具有较多累积共识贡献的专家直接赋

予较大的权重, 对拥有较少合作的专家惩罚其权重.

针对本文所讨论的群决策问题, 为得到群体内专家共同认可的决策方案, 据上述分析, 以选择过程为辅助, 提出一种新的犹豫模糊语言群体共识决策模型, 决策流程图1, 具体步骤如下.

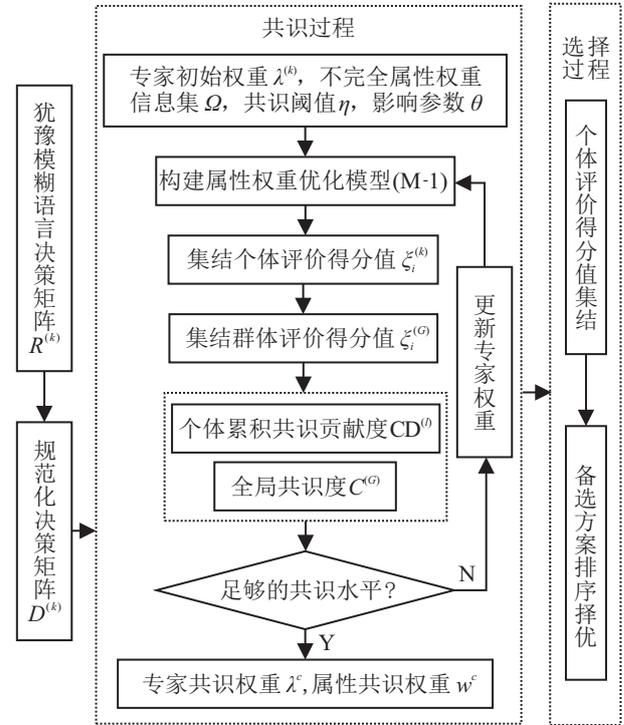


图1 犹豫模糊语言自适应群体共识决策

输入: 个体犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(k)} = (r_{ij}^{(k)})_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, p$ ; 不完全属性权重信息集  $\Omega$ ; 专家初始权重  $\lambda = (\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(p)})$ ; 全局共识度  $C^{(G)}$  阈值  $\eta \in [0, 1]$ ; 个体累积共识贡献对专家权重的影响参数  $\theta$ .

输出: 专家共识权重  $\lambda^c = (\lambda^{(c,1)}, \lambda^{(c,2)}, \dots, \lambda^{(c,p)})$ , 属性共识权重  $w^c = (w^{(c,1)}, w^{(c,2)}, \dots, w^{(c,m)})$ , 备选方案的共识排序  $O^c$ .

step 1: 由式(5)对  $R^{(k)}, (k = 1, 2, \dots, p)$  进行规范化; 由式(6)得到犹豫模糊语言得分决策矩阵  $F_k = (F(d_{ij}^{(k)}))_{n \times m}, k = 1, 2, \dots, p$ ; 由式(7)和(8)计算专家  $e_k$  针对方案集  $A$  关于属性  $C_j$  的熵  $E_j^{(k)}, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, p$ ; 由式(9)和(10)计算专家  $e_k$  针对方案  $A_i$  的两个对称交互熵  $CE_{i+}^{(k)}$  和  $CE_{i-}^{(k)}, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$ .

step 2: 令  $t = 0, \lambda_t^{(k)} := \lambda^{(k)}, k = 1, 2, \dots, p$ .

step 3: 构建属性权重优化模型 (M-1), 求解模型 (M-1) 得到属性权重  $w_t = (w_t^{(1)}, w_t^{(2)}, \dots, w_t^{(m)})$ .

step 4: 由式(12)得到加权集结个体评价得分值  $\xi_i^{(k,t)}, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$ ; 由式(13)得到方案  $A_i$  的加权集结群体评价得分值  $\xi_i^{(G,t)}, 1 \leq i \leq n$ ;

由式(14)~(16)得到专家  $e_l$  对于群体的累积共识贡献度  $CD^{(l,t)}, l = 1, 2, \dots, p$ ; 由式(17)得到全局共识度  $C^{(G,t)}$ . 若  $C^{(G,t)} \geq \eta$ , 则停止, 输出专家共识权重  $\lambda^c := \lambda_t$ , 其中  $\lambda^c = (\lambda^{(c,1)}, \lambda^{(c,2)}, \dots, \lambda^{(c,p)})$ ,  $\lambda_t = (\lambda_t^{(1)}, \lambda_t^{(2)}, \dots, \lambda_t^{(p)})$ , 输出属性共识权重  $w^c := w_t$ , 其中  $w^c = (w^{(c,1)}, w^{(c,2)}, \dots, w^{(c,m)})$ ,  $w_t = (w_t^{(1)}, w_t^{(2)}, \dots, w_t^{(m)})$ , 转至 step 6. 否则转至 step 5.

step 5: 由式(18)对专家权重进行自适应更新, 令  $t := t + 1$ , 转至 step 3.

step 6: 由式(19)计算每个专家关于每个方案的评价得分矩阵  $\xi = (\xi_i^{(k)})_{n \times p}$ , 其中

$$\xi_i^{(k)} = \sum_{j=1}^m F(d_{ij}^{(k)}) \cdot w^{(c,j)}, \quad i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p. \quad (19)$$

step 7: 由下式计算群体关于每个方案的评价得分值  $\xi_i^{(G)}$ :

$$\xi_i^{(G)} = \sum_{k=1}^p \xi_i^{(k)} \cdot \lambda^{(c,k)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (20)$$

由  $\xi_i^{(G)}$  的大小对方案排序择优 ( $\xi_i^{(G)}$  值越大, 方案  $A_i$  越优), 得到备选方案的共识序  $O^c$ . 其中: step 2 ~ step 5 是共识过程, step 6 和 step 7 是选择过程.

### 3 算例分析

考虑突发公共卫生事件应急医疗设施选址的群体共识决策问题. 在突发公共卫生事件应急响应环节, 为了快速高效、科学合理地调配应急资源, 降低损失, 应急决策指挥中心在有限时间里协同相关部门对应急医疗设施选址方案进行定性定量分析、比较、评估, 最终就最佳应急医疗设施点的选择达成应急共识. 现假设有 3 个候选设施点  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$ , 由 3 个政府部门  $e_1$ 、 $e_2$ 、 $e_3$  构成一个决策委员会, 从 3 个设施点选取最佳设施点. 考虑的准则有:  $C_1$  为基础设施状况(如交通条件、配套设施);  $C_2$  为自然环境因素(如气象条件、水文条件、地形条件);  $C_3$  为应急设施点的区域性(如郊区、商业区、居民区);  $C_4$  为应急设施点的快速响应能力;  $C_5$  为成本因素(如运输成本、采购成本、建设成本). 考虑到决策部门专家受一些主客观因素的制约, 在对  $A_i$  在准则  $C_j$  下进行评估时, 往往在诸如“好”“很好”“极好”等不同的语言术语间犹豫不决. 假设每个决策部门采用语言术语集  $S = \{s_{-3} = \text{极差}, s_{-2} = \text{很差}, s_{-1} = \text{差}, s_0 = \text{一般},$

表 1 政府部门  $e_1$  给出的犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(1)}$

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$A_1$	$\{s_2\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_0, s_1\}$	$\{s_{-2}\}$
$A_2$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_{-1}, s_0\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_0, s_1, s_2\}$	$\{s_1\}$
$A_3$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_2\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_{-1}, s_0\}$

表 2 政府部门  $e_2$  给出的犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(2)}$

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$A_1$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_{-1}, s_0\}$
$A_2$	$\{s_3\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_{-2}, s_{-1}\}$
$A_3$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_2\}$	$\{s_0, s_1, s_2\}$	$\{s_1\}$	$\{s_{-3}, s_{-2}\}$

表 3 政府部门  $e_3$  给出的犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(3)}$

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$A_1$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_1\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_{-2}, s_{-1}\}$
$A_2$	$\{s_2\}$	$\{s_3\}$	$\{s_2, s_3\}$	$\{s_0, s_1\}$	$\{s_{-3}, s_{-2}\}$
$A_3$	$\{s_1\}$	$\{s_0, s_1\}$	$\{s_0, s_1\}$	$\{s_1, s_2\}$	$\{s_{-2}\}$

$s_1 = \text{好}, s_2 = \text{很好}, s_3 = \text{极好}$ , 给出的评价信息通过文本自由语法转化为犹豫模糊语言术语集, 得到犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(1)}$ 、 $R^{(2)}$ 、 $R^{(3)}$  见表 1~表 3.

#### 3.1 决策过程及结果

输入: 专家个体犹豫模糊语言决策矩阵  $R^{(1)}$ 、 $R^{(2)}$ 、 $R^{(3)}$ , 不完全属性权重信息集  $\Omega = R^5$ , 专家初始权重  $\lambda = (1/3, 1/3, 1/3)$ , 全局共识度阈值  $\eta = 0.98$ , 参数  $\theta = 0.5$ .

step 1: 由式(5)对  $R^{(1)}$ 、 $R^{(2)}$ 、 $R^{(3)}$  进行规范化(注意  $C_5$  为成本型指标, 其余为效益型指标)得到  $D^{(1)}$ 、 $D^{(2)}$ 、 $D^{(3)}$ , 由式(6)得到犹豫模糊语言得分决策矩阵为

$$F^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.8333 & 0.6015 & 0.7351 & 0.4678 & 0.8333 \\ 0.6015 & 0.3341 & 0.6015 & 0.3528 & 0.3333 \\ 0.7351 & 0.7351 & 0.8333 & 0.7351 & 0.4678 \end{bmatrix},$$

$$F^{(2)} = \begin{bmatrix} 0.6015 & 0.6015 & 0.6015 & 0.7351 & 0.4678 \\ 1.0000 & 0.7351 & 0.7351 & 0.6015 & 0.6015 \\ 0.7351 & 0.8333 & 0.3528 & 0.6667 & 0.7351 \end{bmatrix},$$

$$F^{(3)} = \begin{bmatrix} 0.7351 & 0.6667 & 0.6015 & 0.6015 & 0.6015 \\ 0.8333 & 1.0000 & 0.7351 & 0.4678 & 0.7351 \\ 0.6667 & 0.4678 & 0.8333 & 0.7351 & 0.4678 \end{bmatrix}.$$

由式(7)和(8)计算专家  $e_k$  针对方案集  $A$  关于属性  $C_j$  的熵  $E_j^{(k)}, j = 1, 2, \dots, 5, k = 1, 2, 3$ , 有

$$E_1^{(1)} = 1.5724, E_1^{(2)} = 1.5529, E_1^{(3)} = 1.5789,$$

$$E_2^{(1)} = 1.5161, E_2^{(2)} = 1.5724, E_2^{(3)} = 1.5168,$$

$$E_3^{(1)} = 1.5724, E_3^{(2)} = 1.5247, E_3^{(3)} = 1.5240,$$

$$E_4^{(1)} = 1.5178, E_4^{(2)} = 1.5801, E_4^{(3)} = 1.5610,$$

$$E_5^{(1)} = 1.4799, E_5^{(2)} = 1.5610, E_5^{(3)} = 1.5610.$$

由式(9)和(10)计算专家  $e_k$  针对方案  $A_i$  的两个对称交互熵  $CE_{i+}^{(k)}$  和  $CE_{i-}^{(k)}, i = 1, 2, 3, k = 1, 2, 3$ , 有

$$CE_{1+}^{(1)} = 0.0495, CE_{1+}^{(2)} = 0.0185, CE_{1-}^{(2)} = 0.0752,$$

$$CE_{2+}^{(1)} = 0.1094, CE_{2+}^{(3)} = 0.0483, CE_{2-}^{(2)} = 0.1160,$$

$$CE_{3+}^{(1)} = 0.0864, CE_{3+}^{(3)} = 0.1477, CE_{3-}^{(2)} = 0.0435,$$

$$\begin{aligned} CE_{1+}^{(2)} &= 0.0608, CE_{1-}^{(1)} = 0.1303, CE_{1-}^{(3)} = 0.0272, \\ CE_{2+}^{(2)} &= 0.0150, CE_{2-}^{(1)} = 0, CE_{2-}^{(3)} = 0.1170, \\ CE_{3+}^{(2)} &= 0.1226, CE_{3-}^{(1)} = 0.1034, CE_{3-}^{(3)} = 0.0716. \end{aligned}$$

step 2: 令  $t = 0, \lambda_t := \lambda$ , 执行共识迭代过程.

step 3: 构建属性权重优化模型 (M-1), 求解得到属性权重

$$w_0 = (0.2024, 0.1982, 0.2009, 0.2005, 0.1980).$$

step 4: 由式 (12) 得到加权集结个体评价得分值

$$\begin{aligned} \xi_1^{(1,0)} &= 0.6944, \xi_2^{(1,0)} = 0.4455, \xi_3^{(1,0)} = 0.7019; \\ \xi_1^{(2,0)} &= 0.6018, \xi_2^{(2,0)} = 0.7355, \xi_3^{(2,0)} = 0.6640; \\ \xi_1^{(3,0)} &= 0.6414, \xi_2^{(3,0)} = 0.7539, \xi_3^{(3,0)} = 0.6351. \end{aligned}$$

由式 (13) 得到每个方案的加权集结群体评价得分值

$$\xi_1^{(G,0)} = 0.6459, \xi_2^{(G,0)} = 0.6450, \xi_3^{(G,0)} = 0.6670.$$

由 (14)~(16) 得到专家对于群体的累积共识贡献度

$$CD^{(1,0)} = -0.0471, CD^{(2,0)} = 0.0255,$$

$$CD^{(3,0)} = 0.0216.$$

由式 (17) 得到全局共识度  $C^{(G,0)} = 0.9371$ . 由于  $C^{(G,0)} < \eta$ , 转至 step 5.

step 5: 由式 (18) 对专家权重进行自适应更新, 得到  $\lambda_1 = (0.3254, 0.3376, 0.3370)$ . 令  $t := 1$ , 转至 step 3.

经 60 轮共识迭代, 得到全局共识度  $C^{(G)} = 0.9801$ . 由于  $C^{(G)} > \eta = 0.98$ , 此时群体达成共识, 共识迭代终止. 输出专家共识权重  $\lambda^c = (0.0468, 0.6875, 0.2657)$ , 属性共识权重  $w^c = (0.2005, 0.1997, 0.1978, 0.2020, 0.2000)$ , 转至 step 6 选择过程. 共识过程中, 群体共识水平随着专家权重自适应更新的变化情况如图 2 所示.

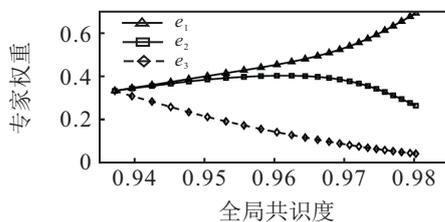


图 2 犹豫模糊语言自适应群体共识决策

由图 2 可见, 通过对专家  $e_1$  和  $e_3$  的权重进行非共识惩罚, 可以达到本文预先设定的阈值  $\eta$ . 此外, 经具体的迭代计算发现, 与专家  $e_1$  和  $e_2$  的权重更新不同, 专家  $e_3$  权重的更新与群体共识水平并非是严格单调关系. 实际上, 在第 26 次共识迭代 (对应的临时全局共识度  $C^{(G)} = 0.9614$ ) 之前, 专家  $e_3$  权重值随群体共识水平的升高而增加, 表明专家  $e_3$  对较低要求的群

体共识达成起支撑作用; 在第 26 次共识迭代后, 专家  $e_3$  权重值随群体共识水平的提高而下降, 表明专家  $e_3$  对较高要求的群体共识达成起极化作用.

step 6: 由式 (19) 得到各专家关于每个方案的评价得分矩阵, 有

$$\xi = (\xi_i^{(k)})_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 0.6938 & 0.6017 & 0.6413 \\ 0.4442 & 0.7345 & 0.7537 \\ 0.7011 & 0.6653 & 0.6340 \end{bmatrix}.$$

step 7: 由式 (20) 得到群体关于每个方案的评价得分值  $\xi_1^{(G)} = 0.6165, \xi_2^{(G)} = 0.7260, \xi_3^{(G)} = 0.6586$ . 由于  $\xi_2^{(G)} > \xi_3^{(G)} > \xi_1^{(G)}$ , 共识方案排序的结果为  $A_2 \succ A_3 \succ A_1$ , 备选方案的共识排序为  $O^c = (2, 3, 1)$ , 即 3 个政府部门就应急医疗设施点的优选和排序达成应急共识, 一致认定  $A_2$  为最佳应急医疗设施点.

### 3.2 结果分析与比较

针对群决策问题, 基于文献 [18] 犹豫模糊语言可能度分布思想, 不考虑共识过程直接执行选择过程, 记为方法 1. 具体步骤简要描述为: 首先, 给出基于可能度分布的个体规范化决策矩阵  $P^{(k)}$ ; 然后, 利用犹豫模糊语言加权平均算子 (HFLWA)<sup>[18]</sup> 集结个体决策矩阵, 得到群体决策矩阵  $P^{(c_1)}$ ; 最后, 利用 HFLWA 算子得到方案  $A_i$  的综合评价值  $Z_i$ , 并依据每个方案的期望综合评价值  $E(Z_i)$  大小对方案排序择优.

为方便比较, 假设给定专家权重  $\lambda = (1/3, 1/3, 1/3)$ . 将方法 1 应用到本文算例, 获得基于可能度分布的群体决策矩阵  $P^{(c_1)} = (p_{ij}^{(c_1)})_{3 \times 5}$ , 如  $p_{23}^{(c_1)} = (0, 0, 0, 0, 0.1667, 0.5, 0.3333)$ ,  $p_{34}^{(c_1)} = (0, 0, 0, 0, 0.5, 0.3333, 0.1667)$ . 不失一般性, 假设属性权重相等, 利用 HFLWA 算子得到每个方案的综合评价值为

$$Z_1 = (0, 0, 0, 0.0667, 0.3667, 0.4667, 0.1),$$

$$Z_2 = (0, 0, 0.1, 0.0889, 0.1889, 0.3556, 0.2667),$$

$$Z_3 = (0, 0, 0, 0.1222, 0.2889, 0.4222, 0.1667).$$

计算每个方案的期望综合评价值为  $E(Z_1) = 1.6001, E(Z_2) = 1.6002, E(Z_3) = 1.6334$ . 由  $E(Z_3) > E(Z_2) > E(Z_1)$ , 方案排序结果为  $A_3 \succ A_2 \succ A_1$ .

此外, 针对本文的群体共识决策问题, 将基于个体评价调整的反馈式共识过程引入群决策, 先共识后优选. 特别地, 本文算例的共识过程采用文献 [19] 提出的共识过程, 共识达成后方案的选择过程与方法 1 相同, 记为方法 2. 为方便比较, 假设给定初始专家权重  $\lambda = (1/3, 1/3, 1/3)$ , 在相同全局共识度阈值  $\eta = 0.95$  下, 将方法 2 应用到本文算例, 获得群体犹豫模糊语言决策矩阵

$$P^{(C_2)} = \begin{bmatrix} \{s_2\} & \{s_1, s_2\} & \{s_1, s_2\} & \{s_1, s_2\} & \{s_1, s_2\} \\ \{s_2\} & \{s_2, s_3\} & \{s_2, s_3\} & \{s_0, s_1, s_2\} & \{s_1, s_2\} \\ \{s_2, s_3\} & \{s_2\} & \{s_1\} & \{s_1, s_2\} & \{s_2\} \end{bmatrix}$$

不失一般性,假设各属性权重相等,基于  $P^{(C_2)}$  利用 HFLWA 算子得到每个方案的综合评价值为

$$\begin{aligned} Z_1 &= (0, 0, 0, 0, 0.4, 0.6, 0), \\ Z_2 &= (0, 0, 0, 0.0667, 0.1667, 0.5667, 0.2), \\ Z_3 &= (0, 0, 0, 0, 0.3, 0.6, 0.1). \end{aligned}$$

计算每个方案的期望综合评价值为  $E(Z_1) = 1.6000, E(Z_2) = 1.9001, E(Z_3) = 1.8000$ . 由  $E(Z_2) > E(Z_3) > E(Z_1)$ , 得到共识方案排序的结果为  $A_2 \succ A_3 \succ A_1$ .

表4 3种群决策方法的结果对比

	方案	评价得分值	共识排序
本文方法	$A_1$	0.6368	3
	$A_2$	0.6802	1
	$A_3$	0.6610	2
方法1	$A_1$	1.6001	3
	$A_2$	1.6002	2
	$A_3$	1.6334	1
方法2	$A_1$	1.6000	3
	$A_2$	1.9001	1
	$A_3$	1.8000	2

由表4可见,本文方法与方法1的排序结果有一定差异,差异原因主要体现在:1)本文方法是先共识后执行选择过程,而方法1直接执行选择过程,群决策机制有差异导致排序结果必然有异.从群体共识的角度来看,本文提出的决策模型所获得的解可接受程度更高,有利于群体产生整体满意、更加科学可靠的最终决策结果.2)本文属性权重随共识进程的推进自适应更新,而方法1中各属性权重相等,因此对方案优选排序定会产生不同的影响.由表4还可以看出,本文方法与方法2的共识排序结果完全一致,表明在给定的共识阈值下本文提出的共识模型可行有效.本文方法的优点体现在:1)属性权重随共识过程自适应更新,动态深度挖掘了属性权重信息,有效辅助了共识达成过程;2)共识过程自适应,无需共识协调者参与协调并反馈个体评价值的修正建议,一定程度上提高了共识决策的效率.

除了基于个体偏好调整的交互式反馈共识外,还有一些基于优化思想的自适应式共识,这些共识过程在犹豫模糊语言环境下可进行扩展.应该强调的是,由于两种共识决策模型背后的思想不同,无法断定哪种模型绝对优于其他模型.决策实践中,决策者将依据具体决策情境确定哪种共识度量和共识方式,选择

合适的共识模型为解决群决策问题服务.比如,在突发事件应急群决策情境下,从提高共识决策效率的角度看,采用自适应式共识模型对解决应急共识群决策问题会更合适.

### 4 结论

针对犹豫模糊语言评价信息下的多属性群体共识决策问题,本文提出了一种新的多属性群体共识模型.与已有共识模型相比,所提出模型具有以下特点:1)给出了犹豫模糊语言决策环境下动态挖掘属性权重信息的新方法,且属性权重随共识进程的推进自适应更新,对共识的快速达成起到了辅助作用;2)共识过程自适应完成,无需共识协调者参与共识辅助,克服了传统反馈式共识决策模型在某些实际决策情境下的应用困难.下一步的研究方向是将该决策问题扩展至概率语言偏好或异质语言偏好的多属性群体共识决策问题,并探讨基于个体累积共识贡献的共识模型.另外,针对语言多属性群体共识决策问题,如何构建实际有效的定量方法合理选取共识度阈值也是下一步研究的重点.

### 参考文献(References)

- [1] Wu Z B, Xu J P, Jiang X L, et al. Two MAGDM models based on hesitant fuzzy linguistic term sets with possibility distributions: VIKOR and TOPSIS[J]. Information Sciences, 2019, 473: 101-120.
- [2] Dong Y C, Chen X, Herrera F. Minimizing adjusted simple terms in the consensus reaching process with hesitant linguistic assessments in group decision making[J]. Information Sciences, 2015, 297: 95-117.
- [3] Palomares I, Estrella F J, Martínez L, et al. Consensus under a fuzzy context: Taxonomy, analysis framework AFRYCA and experimental case of study[J]. Information Fusion, 2014, 20: 252-271.
- [4] 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.
- [5] Li G X, Kou G, Peng Y. A group decision making model for integrating heterogeneous information[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(6): 982-992.
- [6] Yan H B, Ma T J, Huynh V N. On qualitative multi-attribute group decision making and its consensus measure: A probability based perspective[J]. Omega, 2017, 70: 94-117.
- [7] del Moral M J, Chiclana F, Tapia J M, et al. A comparative study on consensus measures in group decision making[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2018, 33(8): 1624-1638.

- [8] Fu C, Huhns M, Yang S L. A consensus framework for multiple attribute group decision analysis in an evidential reasoning context[J]. *Information Fusion*, 2014, 17(1): 22-35.
- [9] Dong Y C, Xiao J, Zhang H J, et al. Managing consensus and weights in iterative multiple-attribute group decision making[J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 48: 80-90.
- [10] Perez I J, Cabrerizo F J, Alonso S, et al. On dynamic consensus processes in group decision making problems[J]. *Information Sciences*, 2018, 459: 20-35.
- [11] Zhang H J, Palomares I, Dong Y C, et al. Managing non-cooperative behaviors in consensus-based multiple attribute group decision making: An approach based on social network analysis[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 162: 29-45.
- [12] Liu Y, Fan Z P, Zhang X. A method for large group decision-making based on evaluation information provided by participators from multiple groups[J]. *Information Fusion*, 2016, 29: 132-141.
- [13] 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.
- [14] Liao H C, Xu Z S, Herrera-Viedma E, et al. Hesitant fuzzy linguistic term set and its application in decision making: A state-of-the-art survey[J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2018, 20(7): 2084-2110.
- [15] Liao H C, Xu Z S, Zeng X J, et al. Qualitative decision making with correlation coefficients of hesitant fuzzy linguistic term sets[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 76: 127-138.
- [16] Liao H C, Qin R, Gao C Y, 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*, 2018, 48: 39-54.
- [17] Wang H, Xu Z S, Zeng X J. Hesitant fuzzy linguistic term sets for linguistic decision making: Current developments, issues and challenges[J]. *Information Fusion*, 2018, 43: 1-12.
- [18] Wu Z B, Xu J P. Possibility distribution-based approach for MAGDM with hesitant fuzzy linguistic information[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(3): 694-705.
- [19] Zhang B W, Liang H M, Zhang G Q. Reaching a consensus with minimum adjustment in MAGDM with hesitant fuzzy linguistic term sets[J]. *Information Fusion*, 2018, 42: 12-23.
- [20] Wei C P, Ma J. Consensus model for hesitant fuzzy linguistic group decision making[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(2): 275-281.
- [21] Wu Y Z, Li C C, Chen X, et al. Group decision making based on linguistic distributions and hesitant assessments: Maximizing the support degree with an accuracy constraint[J]. *Information Fusion*, 2018, 41: 151-160.
- [22] Sellak 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.
- [23] Gray R M. *Entropy and information theory*[M]. The 2nd edition. New York: Springer-Verlag, 2011: 17-18.
- [24] Chen X, Kar S, Ralescu D A. Cross-entropy measure of uncertain variables[J]. *Information Sciences*, 2012, 201: 53-60.
- [25] Hatefi M A. Indifference threshold-based attribute ratio analysis: A method for assigning the weights to the attributes in multiple attribute decision making[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 74: 643-651.
- [26] Xia M M, Xu Z S. Entropy/cross entropy-based group decision making under intuitionistic fuzzy environment[J]. *Information Fusion*, 2012, 13(1): 31-47.
- [27] Gou X J, Xu Z S, Liao H C. Hesitant fuzzy linguistic entropy and cross-entropy measures and alternative queuing method for multiple criteria decision making[J]. *Information Sciences*, 2017, 388: 225-246.
- [28] Chen S M, Tsai B H. Autocratic decision making using group recommendations based on intervals of linguistic terms and likelihood-based comparison relations[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2015, 45(2): 250-259.
- [29] Cheng S H. Autocratic decision making using group recommendations based on hesitant fuzzy sets for green hotels selection and bidders selection[J]. *Information Sciences*, 2018, 467: 604-617.
- [30] Xu Y J, Wen X W, Zhang W C. A two-stage consensus method for large-scale multi-attribute group decision making with an application to earthquake shelter selection[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 116: 113-129.
- [31] Wu J, Dai L, Chiclana F, et al. A minimum adjustment cost feedback mechanism based consensus model for group decision making under social network with distributed linguistic trust[J]. *Information Fusion*, 2018, 41: 232-242.
- [32] Tang M, Zhou X Y, Liao H C, et al. Ordinal consensus measure with objective threshold for heterogeneous large-scale group decision making[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 180: 62-74.

### 作者简介

张世涛(1980—),男,副教授,博士,从事决策与优化、信息融合等研究, E-mail: zhangshitao1980@126.com;

刘小弟(1981—),男,副教授,博士,从事不确定性多属性决策等研究, E-mail: lxy1160@163.com;

朱建军(1976—),男,教授,博士生导师,从事决策理论与方法、复杂系统建模等研究, E-mail: zhujianjun@nuaa.edu.cn;

王治莹(1987—),男,副教授,博士,从事突发事件应急决策等研究, E-mail: zywang87@163.com.