

基于相对熵的残缺语言判断矩阵群排序方法

程发新¹, 程 栋²

(1. 江苏大学 管理学院, 江苏 镇江 212013; 2. 西安交通大学 管理学院, 西安 710049)

摘要: 针对残缺语言判断矩阵的群决策问题, 提出一种基于相对熵的群排序方法. 首先, 定义一种用于识别残缺语言判断矩阵可接受的残缺度指标; 其次, 将残缺语言型偏好转化成残缺数值型偏好, 根据相对熵与加性一致性算法, 构建决策者对方案排序向量的最优模型; 再次, 通过构建接近度熵权与相似度熵权指标, 对决策者权重进行动态调整, 得到稳定的决策者权重, 进而得出群体排序向量; 最后, 通过应用算例进行验证, 以表明所提出的方法是可行的.

关键词: 群决策; 方案排序; 残缺语言判断矩阵; 相对熵; 权重调整

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Group ranking based on relative entropy with incomplete linguistic judgment matrices

CHENG Fa-xin¹, CHENG Dong²

(1. School of Management, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. School of Management, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: CHENG Dong, E-mail: chengdong_ujs@163.com)

Abstract: With respect to group decision making problems (GDM) with preference relations in form of incomplete linguistic judgment matrices, a group ranking method is proposed based on the relative entropy. Firstly, an incomplete degree is defined which is used to distinguish the degree of acceptance with incomplete linguistic judgment matrices. Secondly, the incomplete linguistic preference is transformed into incomplete numerical preference by using the transformation formula, and an optimize model for alternative ranking vectors is constructed according to the theory of relative entropy and additive consistency. Thirdly, a proximity entropy and similarity entropy indicator is defined, and decision makers' weights are adjusted dynamically according to the two indicators until the steady weights of decision makers are obtained, so that the final group ranking vectors are calculated. Finally, numerical examples are illustrated to verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: group decision making; alternative ranking; incomplete linguistic judgment matrix; relative entropy; weight-adjusting

0 引言

两两比较判断矩阵是决策制定过程中一种常见且有效的偏好表达工具^[1-3]. 根据偏好表达方式的不同, 可将其进一步划分为语言型和数值型. 语言判断矩阵更符合人类模糊思维方式, 备受研究者的关注. 然而, 在实际决策过程中, 决策者经常会受到决策时间限制、相关信息缺乏、自身知识水平有限、待评价方案过多或出于对某些敏感信息的回避等诸多因素的影响, 给出的语言判断矩阵可能出现信息残缺的情况^[3-5]. 信息残缺增加了语言判断矩阵方案排序和群体集结难度, 因此有必要对群决策中残缺语言判

断矩阵方案排序、决策者权重调整算法等群排序问题进行深入研究. 目前, 针对残缺语言判断矩阵的研究思路主要有两种: 1) 根据语言判断矩阵所具有的加性一致性与已知元素来推断未知元素, 从而将残缺语言判断矩阵补全为完整的语言判断矩阵, 然后采用已有语言判断矩阵的决策方法得出各方案优劣排序^[3-8]; 2) 利用转换函数将残缺语言判断矩阵转化成数值型残缺判断矩阵, 然后构建合适的决策方法得出各方案的排序向量^[9-10]. 文献[3]针对 $n-1$ 个已知元素的残缺语言判断矩阵, 利用语言判断矩阵的加性一致性来补全残缺语言判断矩阵, 进而利用语言加

收稿日期: 2013-12-18; 修回日期: 2014-03-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71273118, 71171099).

作者简介: 程发新(1966—), 男, 教授, 博士, 从事低碳运营管理、群体决策理论与方法等研究; 程栋(1989—), 男, 博士生, 从事群体决策理论与方法的研究.

权平均算子(LWA)集结个体偏好得出群体排序向量;针对文献[3]仅处理决策者权重为数值型信息的情况,文献[7]采用扩展的二元语义有序加权平均算子(ETOWA),研究了决策者权重信息是语言形式的残缺语言判断矩阵群排序问题;另外,针对文献[3]只能处理含 $n-1$ 个判断值的残缺语言判断矩阵,文献[5-6]提出了利用语言判断矩阵的加性一致性来推断残缺元素的循环迭代算法,并构建了基于共识度的群决策方法;文献[8]提出了粒度均匀的残缺语言判断矩阵的补全算法,并利用语言偏离度来定义共识度指标,从而构建了一种群决策共识算法;文献[9]先将残缺语言判断矩阵转化为残缺互补判断矩阵,然后利用残缺互补判断矩阵的加性一致性与行和归一化法得到个体排序向量,进而构建了一种决策者权重已知的群组排序方法;文献[10]通过构建转换函数将残缺语言判断矩阵转化为数值判断矩阵,然后基于偏差平方和最小化推断残缺值,从而得出各方案的排序向量。

然而,现有研究还存在一些不足:

1) 针对残缺语言环境下的决策者权重分配方法的研究仍显薄弱。由于判断信息残缺导致决策者权重分配困难,上述文献在分配决策者权重时,基本都通过事先一次性人为分配好或者决策者权重相同,预设后不再做调整。因此,该类方法存在较强的主观性^[11]。决策者权重无论是以数值形式还是语言形式给出^[3,7],其本质都属于主观分配,且文献[4-6]也都是基于各决策者权重相等的假设进行研究。若事先一次性分配好决策者权重,则可能会导致后期决策者给出残缺矩阵的质量无法保证。因此,有必要在决策过程中根据决策者决策水平对其初始权重进行动态调整。

2) 许多研究需要先进行残缺判断值的估计与推断,而残缺元素推断与补全过程的计算较繁琐^[9],能否跳过残缺判断值推断过程而直接计算出各方案的排序向量是值得相关学者重视的问题。

相对熵描述两个向量之间的接近程度,受到广泛的重视。目前相对熵在决策领域中的应用已取得了丰富的研究成果^[12-14],但尚未用于残缺语言判断矩阵的决策问题研究。因此,本文将相对熵与语言判断矩阵的一致性相结合来计算残缺语言判断矩阵个体排序向量,然后与自适应思想相结合以充分挖掘决策者权重信息^[15]。基于以上所述,本文采用相对熵思想来研究残缺语言偏好信息环境下的群体排序问题。首先,采用第2种研究思路,先将残缺语言判断矩阵等价转化成数学上较易处理的残缺互补判断矩阵;然后,利用相对熵与加性一致性原理构造各决策者排序向量最优化模型,从而得出基于残缺语言判断矩阵的个体排序向量。在此基础上,利用相对熵定义两种新的客

观权重度量指标:接近度熵权与相似度熵权,旨在度量个体与群体以及个体与个体之间意见的差异程度,并由此提出一种决策者权重动态调整算法,即通过多轮动态循环调整过程,使得个体与群体以及个体与个体之间相对熵值逼近极小时得出稳定的决策者权重,从而得到群体排序向量。

1 相关概念

1.1 残缺语言判断矩阵

定义1^[7] 对于语言判断矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$,若 A 中非残缺元素 a_{ij} 满足:1) $a_{ij} \in S$; 2) $a_{ii} = s_{T/2}$; 3) $a_{ij} = s_k, a_{ji} = \text{Neg}(s_k) = s_{T-k}$ 。则称矩阵 A 为残缺语言判断矩阵。其中: $S = \{s_0, s_1, \dots, s_T\}$ 表示语言评价集, T 表示语言粒度, $k \in \{0, 1, \dots, T\}$, Neg 表示可逆化算子, A 中的残缺元素用 φ 表示。

定义2^[6] 设 C 为残缺语言判断矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 的残缺度,则有

$$C = \frac{\#MV}{n \cdot (n-1)}, \quad (1)$$

其中 $\#MV$ 表示残缺元素的数目。显然, $C \in [0, 1]$ 。当 $C = 0$ 时, A 为完全语言判断矩阵;当 $C \in \left[0, \frac{n-2}{n}\right]$ 时, A 为可接受残缺语言判断矩阵;当 $C \in \left(\frac{n-2}{n}, 1\right]$ 时, A 为不可接受残缺语言判断矩阵。

在实际决策过程中,为了保证决策质量,应尽量避免过多的残缺元素,但残缺元素过多源于决策者对评价对象认识不足或者敏感信息回避所致,可能不适宜作为决策者^[10]。因此,需要从源头上对决策者给出的语言偏好信息的残缺程度进行预判。

1.2 残缺语言判断矩阵的导出矩阵

定义3^[16] 设残缺语言判断矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 采用的语言评价集为 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_T\}$,通过转换公式

$$p_{ij} = \frac{4}{5} \frac{\Delta^{-1}(a_{ij})}{T} + \frac{1}{10}$$

转换之后,可得到矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$,则矩阵 P 为语言判断矩阵 A 的导出矩阵。其中 Δ^{-1} 表示转化函数,即 $\Delta^{-1}(s_k) = k$ 。

1.3 相对熵

定义4^[12] 设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n), Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为两个离散型概率分布,若满足 $\sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i = 1$,则称 $h(X, Y) = \sum_{i=1}^n x_i \ln(x_i/y_i)$ 为 X 相对于 Y 的相对熵。规定: $0 \cdot \ln(0/y_i) = 0, x_i \cdot \ln(x_i/0) = +\infty$ 。具有如下性质:当 X 相对于 Y 的相对熵绝对值越小时,两个离散型概率分布 X 和 Y 越接近。特殊地,当 X 与 Y 完全相同时,两者之间相对熵为0。

由于语言判断矩阵内部的一致性反映决策者

给出决策信息质量高低的重要依据, 理想的状态是语言判断矩阵完全满足一致性. 因此, 可以利用相对熵来度量残缺状态与理想状态之间的接近程度, 根据相对熵最优原理得出与理想状态最接近的决策结果. 这为后续构建残缺语言判断矩阵个体排序模型提供了理论依据.

2 基于相对熵的残缺语言判断矩阵个体排序模型构建

2.1 构造残缺语言判断矩阵的辅助矩阵

从定义3出发, 当导出矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$ 不含残缺元素时, 文献[17]给出了满足加性完全一致性的充分必要条件: $\forall i, k \in \{1, 2, \dots, n\}$, 存在一个 n 阶非负归一化向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, 使得 $p_{ij} = \frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5$. 类似地, 当导出矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$ 含有残缺元素时, 利用加性完全一致性充要条件中的 p_{ij} 计算公式代替导出矩阵 P 中的残缺元素, 构造如下辅助函数:

$$\bar{p}_{ij} = \begin{cases} p_{ij}, & p_{ij} \neq \varphi; \\ \frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5, & p_{ij} = \varphi. \end{cases} \quad (2)$$

定义5 由导出矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$ 的性质出发, 若矩阵 $\bar{P} = (\bar{p}_{ij})_{n \times n}$ 中的元素满足辅助函数 \bar{p}_{ij} , 则称矩阵 \bar{P} 为导出矩阵 P 的辅助矩阵.

2.2 基于相对熵的个体排序向量最优化模型构建

由于人类思维具有模糊性与判断的不确定性, 决策者在实际决策过程中所给出的判断矩阵往往并不满足加性完全一致性^[17], 辅助矩阵 \bar{P} 中的元素与理想状态 (即 $p_{ij} = \frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5$) 之间存在一定偏差. 为此, 引入相对熵对两者之间的偏离程度进行度量, 得到如下偏离度衡量指标:

$$DD = \bar{p}_{ij} \cdot \ln \frac{\bar{p}_{ij}}{\frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5}. \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{由于} \\ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \bar{p}_{ij} &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left[\frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5 \right] = \frac{n^2}{2}, \\ & i, j \in \{1, 2, \dots, n\}, \end{aligned}$$

可以将它们归一化, 从而得到两个离散型概率分布. 最后, 根据相对熵的思想对两者进行匹配, 并基于总体相对熵值最小化建立如下最优化模型:

$$\begin{aligned} \min F(w) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \bar{p}_{ij} \cdot \ln \frac{\bar{p}_{ij}}{\frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5}, \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n w_i &= 1, \quad 0 \leq w_i \leq 1. \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $F(w)$ 代表辅助矩阵 \bar{P} 中的每个元素与其对应的理想元素 (即 $p_{ij} = \frac{n}{2}(w_i - w_j) + 0.5$) 之间相对熵值

之和, 且 $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$. 显然, 总体相对熵值越小代表两者之间偏离程度越小. 容易证明, 式(4)存在唯一最优解使得总体相对熵值达到最小. 利用 Matlab 软件便可求解该模型, 由此得到导出矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$ 的个体排序向量 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$.

3 基于相对熵的群体排序模型构建

如何确定决策者权重是残缺语言判断矩阵群体排序问题中的难点. 在语言偏好信息残缺的决策环境中, 一次性给定决策者权重并不合适. 本文在得出残缺矩阵个体排序向量的基础上, 提出一种基于相对熵的决策者权重动态调整算法. 该算法可根据决策者在决策过程中所给出评判信息的质量来做动态调整, 而决策者评判信息质量高低则主要通过接近度熵权和相似度熵权来衡量. 该算法的基本构建思路如下: 首先, 给定决策者的初始权重, 据此计算群体初步排序向量; 然后, 计算个体排序与群体初步排序以及个体与个体排序之间的相对熵绝对值之和, 进而构建接近度熵权和相似度熵权; 最后, 通过线性加权法来动态调整决策者权重, 直至得到稳定的决策者权重和排序结果.

3.1 定义两种相对熵权

记备选方案集为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 决策成员集为 $E = (e^1, e^2, \dots, e^m)$, 决策者权向量为 $K = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$, 决策者 $e^l (l \in \{0, 1, \dots, m\})$ 的排序向量为 $W^l = (w_1^l, w_2^l, \dots, w_n^l)$, 最终的决策者群体排序向量为 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$.

1) 计算个体 e^l 与群体之间的相对熵绝对值之和

$$R_l = \sum_{i=1}^n \left| w_i^l \cdot \ln \frac{w_i^l}{w_i} \right|. \quad (5)$$

当个体 e^l 与群体意见越接近时, R_l 越小, 可用 R_l 表示个体 e^l 与群体之间判断意见的接近度. 当所有成员给出的排序向量都相同时, $R_l = 0$.

2) 计算个体 e^l 与其他成员间相对熵绝对值之和

$$R'_l = \sum_{h=1, h \neq l}^m \sum_{i=1}^n \left| w_i^l \cdot \ln \frac{w_i^l}{w_i^h} \right|. \quad (6)$$

当个体 e^l 与其他成员意见越相似时, R'_l 越小, 可用 R'_l 表示个体 e^l 与其他成员之间判断意见的相似度. 当所有成员给出的排序向量都相同时, $R'_l = 0$.

3) 计算个体 e^l 的接近度熵权与相似度熵权. 群体决策结果代表的是所有决策者共同意愿, 因此个体决策意见最终应趋于一致. 若个体 e^l 与群体评判意见差异性越小, 则表明决策者评判意见与群体意见接近程度越高, 应被赋予更高的权重. 据此, 定义个体接近度熵权为

$$f_i = \frac{1/R_i}{\sum_{l=1}^m (1/R_l)} \quad (7)$$

特殊地, 当 $R_i = 0$ 时, 表示个体 e^l 给出的排序向量与群体排序向量完全相同, 易证明此时个体 e^l 的意见代表着群体中间意见, 因此将其视为最终群体意见而无需使用式 (7).

一般地, 个体 e^l 与群体意见偏差越大, 则其接近度熵权越小. 但为了防止一味追求群体意见的一致而忽视了部分决策者对决策结果的影响, 还需从个体提供的信息量方面继续调整决策者权重. 若某个体 e^l 与其他成员的评判意见差异性越小, 则表明该个体 e^l 评判意见与其他成员意见相似度越高, 应被赋予更高的权重. 据此, 定义个体相似度熵权为

$$f'_i = \frac{1/R'_i}{\sum_{l=1}^m (1/R'_l)} \quad (8)$$

特殊地, 当 $R'_i = 0$ 时, 表示任意两位个体给出的方案排序向量都完全相同, 即所有个体意见都完全一致, 此时无需使用式 (8), 个体排序向量就是最终的群体排序向量.

3.2 构建个体权重动态调整算法

接近度熵权根据个体与群体初始意见之间的接近程度来赋权, 与个体初始权重有关, 而相似度熵权根据个体与个体之间意见的相似程度来赋权, 与个体初始权重无关. 因此, 需要利用线性加权法对接近度熵权和相似度熵权进行集结, 以得到个体最终权重, 如下所示:

$$\lambda_i = \alpha \cdot f_i + (1 - \alpha) \cdot f'_i \quad (9)$$

由此可得到调整后的个体权向量和新一轮的决策结果, 然后将两次决策结果进行比较, 判断其偏差. 将迭代 t 次之后的个体权重向量记为 K^t , 定义两次迭代结果之间的偏差为

$$\Delta(t) = \sqrt{\sum_{l=1}^m (\lambda_l^t - \lambda_l^{t-1})^2} \quad (10)$$

其中: $t = 1, 2, \dots, N$, N 表示最大迭代次数; $K^0 = (\lambda_1^0, \lambda_2^0, \dots, \lambda_m^0)$ 表示初始专家权重; λ_l^t 表示个体 e^l 在迭代 t 次之后得到的权重值. 给定阈值 ε , 若 $\Delta(t) \leq \varepsilon$, 则两次迭代结果之间的偏差已经很小, 可视为迭代结果趋于稳定, 终止迭代过程, 由此得出最终的个体权向量为 K^t ; 否则, 令 $t = t + 1$, 继续迭代, 直至 $t = N$ 为止, 此时专家权重向量为 K^N . 其中, 最大迭代次数 N 与阈值 ε 都是由群体组织者根据实际决策需要事先设定.

通过式 (5)~(9) 的不断计算与调整, 个体的接近度熵权与相似度熵权会越来越逼近极小值, 即个体与

群体以及个体与个体之间的意见也会越来越接近, 并最终趋于收敛.

4 基于相对熵的群决策过程

在上述研究的基础上, 给出基于相对熵的残缺语言判断矩阵群排序过程, 并给出流程如图 1 所示.

Step 1: 计算残缺语言判断矩阵的残缺度, 判别是否属于可接受的残缺语言判断矩阵.

Step 2: 计算决策者给出的残缺语言判断矩阵的辅助矩阵 (式 (2)).

Step 3: 采用基于相对熵的个体排序向量最优化模型 (式 (4)) 计算个体排序向量.

Step 4: 利用基于相对熵的个体权重动态调整算法计算决策者权重. 给定初始决策者权重, 利用式 (5)~(8) 分别计算出个体接近度熵权和相似度熵权, 然后利用线性加权法 (式 (9) 和 (10)) 动态调整个体权重, 直至得到稳定的决策者权重 ($\Delta(t) \leq \varepsilon$ 或 $t = N$).

Step 5: 根据 Step 3 中得到的个体排序向量以及 Step 4 中得到的决策者权重, 计算最终群体排序向量.

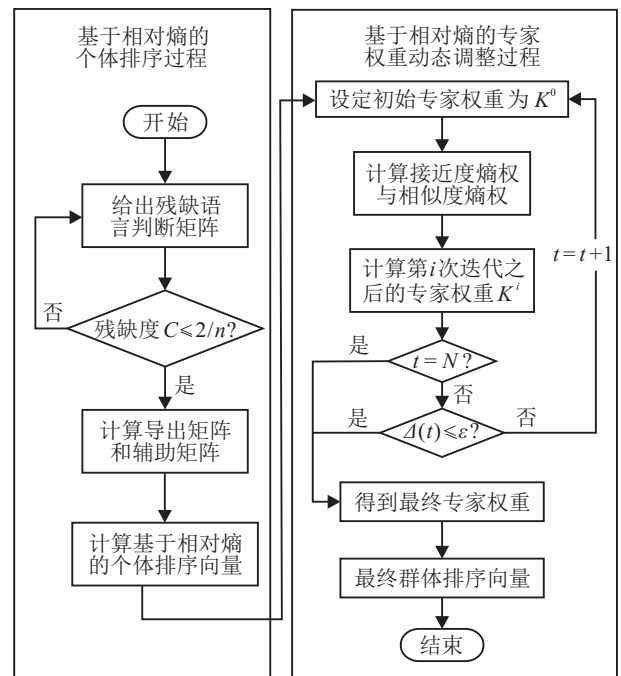


图 1 基于残缺语言判断矩阵的群排序过程

5 应用算例

为便于比较, 在此引用文献 [7] 中的例子. 某风险投资公司有一笔资金拟进行最优投资, 该公司聘请了 3 位专家 (记为 e^1 、 e^2 和 e^3), 针对 4 个备选方案 (即公司) 进行投资决策分析. 这 4 家公司分别为某工业设备制造公司 (X_1)、某生物制药公司 (X_2)、某食品公司 (X_3) 和某计算机公司 (X_4). 根据语言短语集 $L = \{l_0 = \text{None(N)}, l_1 = \text{VeryLow(VL)}, l_2 = \text{Low(L)}, l_3 = \text{Medium(M)}, l_4 = \text{High(H)}, l_5 = \text{VeryHigh(VH)}, l_6 = \text{Perfect(P)}\}$, 给出专家权重 $v = (s_3, s_4, s_5)$ 和残缺语

言判断矩阵

$$A^1 = \begin{bmatrix} s_3 & s_1 & s_2 & s_0 \\ s_5 & s_3 & \varphi & \varphi \\ s_4 & \varphi & s_3 & \varphi \\ s_6 & \varphi & \varphi & s_3 \end{bmatrix},$$

$$A^2 = \begin{bmatrix} s_3 & \varphi & \varphi & s_1 \\ \varphi & s_3 & \varphi & s_2 \\ \varphi & \varphi & s_3 & s_1 \\ s_5 & s_4 & s_5 & s_3 \end{bmatrix},$$

$$A^3 = \begin{bmatrix} s_3 & s_1 & \varphi & \varphi \\ s_5 & s_3 & s_5 & \varphi \\ \varphi & s_1 & s_3 & s_2 \\ \varphi & \varphi & s_4 & s_3 \end{bmatrix}.$$

采用本文的群决策方法对其进行计算与说明.

首先, 判别残缺语言判断矩阵的残缺程度. 由式(1)可得3个残缺语言判断矩阵的残缺度都为

$$C = 0.5 \in \left[0, \frac{n-2}{n}\right],$$

这表明3个残缺语言判断矩阵均属于可接受的残缺语言判断矩阵, 可以对其进行计算与分析.

其次, 利用式(2)计算上述3个残缺语言判断矩阵的辅助矩阵, 分别得到辅助矩阵 \bar{P}^1 、 \bar{P}^2 、 \bar{P}^3 .

再次, 通过 Matlab 软件求解模型(4), 得到各专家对方案的排序向量, 如表1所示.

表1 各专家对方案排序向量

| 专家 | 方案1 | 方案2 | 方案3 | 方案4 |
|-------|--------|--------|--------|--------|
| e^1 | 0.1500 | 0.2833 | 0.2167 | 0.3500 |
| e^2 | 0.2000 | 0.2667 | 0.2000 | 0.3333 |
| e^3 | 0.1565 | 0.2899 | 0.1565 | 0.3971 |

最后, 根据专家权重动态调整算法计算专家权重. 群体组织者事先将阈值设为 $\epsilon = 0.01$, 线性加权系数 $\alpha = 0.5$. 根据算例给出的语言型权重得出初始专家权重为 $\lambda = (0.25, 0.33, 0.42)$, 利用式(5)~(10)和 Matlab 语言编程, 得出最终的专家权重及群体排序结果如表2和表3所示, 并得到专家权重调整过程和群体排序向量的变化, 分别如图2和图3所示.

表2 迭代20次之后的计算结果 ($\alpha = 0.5$)

| 项目 | e^1 | e^2 | e^3 |
|--------------|--------|--------|--------|
| 初始专家权重 K^0 | 0.25 | 0.33 | 0.42 |
| 最终专家权重 K' | 0.4278 | 0.3000 | 0.2722 |
| 接近度熵权 f_i | 0.4652 | 0.2951 | 0.2397 |
| 相似度熵权 f'_i | 0.3904 | 0.3048 | 0.3048 |

表3 群体排序结果

| | 方案1 | 方案2 | 方案3 | 方案4 |
|------|--------|--------|--------|--------|
| 初始群体 | 0.1692 | 0.2806 | 0.1859 | 0.3643 |
| 最终群体 | 0.1668 | 0.2801 | 0.1953 | 0.3578 |

从表2和图2可以看出, e^1 的权重明显提高, 而 e^2 、 e^3 的权重都有所下降, 这主要是因为 e^2 和 e^3 对于

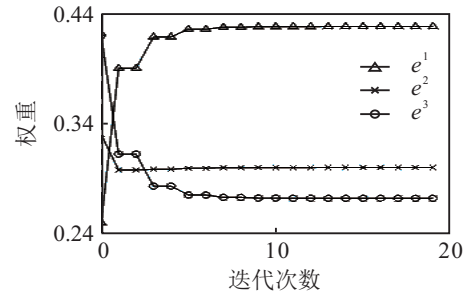


图2 专家权重调整过程

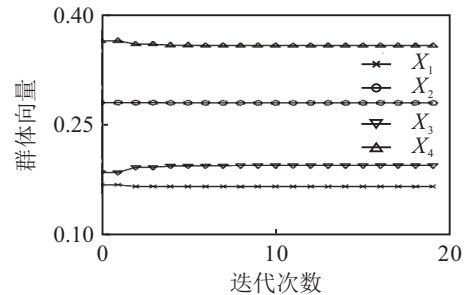


图3 群体排序向量

方案1和方案3之间的优劣程度无法区分, 而 e^1 能很好地将两者区分开, 因此需要适当调低 e^2 和 e^3 的权重, 调高 e^1 的权重. 由此可见, 该专家权重动态调整方法是合理的.

从图2和图3的仿真结果可以看出, 专家权重及群体排序在完成4次迭代之后便趋于收敛(此时 $\Delta(4) = 0.0029 < \epsilon$), 这表明该算法具有较快的收敛速度, 即需要调整专家权重的次数较少.

在该算例中, 本文方法得出的最终方案排序结果为 $X_4 \succ X_2 \succ X_3 \succ X_1$, 这与文献[7]中得到的结果是一致的. 然而, 当专家权重调整力度足够大时, 方案排序结果的改变是完全有可能的. 另外, 该排序方法所蕴含的信息量更为丰富, 不仅可得出决策方案的优劣顺序, 还可获得群体对方案的相对权重, 因而更具优越性.

6 结 论

本文利用相对熵与加性一致性原理提出了一种基于残缺语言判断矩阵的方案排序方法, 该方法省略了残缺语言判断矩阵中残缺判断值的具体推断细节, 直接通过求解相对熵最优模型得出个体排序向量. 同时提出了一种基于相对熵的个体权重动态调整方法, 利用相对熵定义了接近度熵权和相似度熵权指标, 并将其与线性加权法相结合, 对个体权重进行动态调整, 最终得到稳定的决策者权重. 本文提出的决策者权重调整方法是在主观设定初始权重的基础上, 通过个体与群体以及个体与个体之间的判断意见比较, 通过个体提供信息的价值量为依据来动态调整决策者权重, 既可有效防止过分追求群体意见的一致性而忽视部分决策者对决策结果的影响, 又能在充分利用客观信

息的基础上尽可能满足决策者的主观愿望. 算例结果显示, 专家权重调整算法收敛速度较快, 且调整后的专家权重较为合理, 由此得到的评定结果也更加符合客观实际. 本文增加了用于识别残缺语言判断矩阵是否可接受的步骤, 以尽早识别并剔除不合理的残缺语言判断矩阵. 增加该判别步骤之后, 群体决策可以客观地控制决策者给出语言判断矩阵的质量, 从而尽量减少人为操作造成的失误.

本文是在相对熵理论上对现有群决策排序方法的拓展研究, 该方法收敛速度较快、易于理解、可操作性强. 本研究既可为残缺语言判断矩阵相关理论分析提供借鉴, 也可应用于大型工程决策实践. 非加性一致性残缺语言判断矩阵将是下一步要研究的内容.

参考文献(References)

- [1] Michele Fedrizzi, Silvio Giove. Incomplete pairwise comparison and consistency optimization[J]. *European J of Operational Research*, 2007, 183(1): 303-313.
- [2] Tien-Chin Wang, Yueh-Hsiang Chen. Incomplete fuzzy linguistic preference relations under uncertain environments[J]. *Information Fusion*, 2010, 11(2): 201-207.
- [3] Xu Z S. Incomplete linguistic preference relations and their fusion[J]. *Information Fusion*, 2006, 7(3): 331-337.
- [4] Xu Y J, Ma F, Tao F F, et al. Some methods to deal with unacceptable incomplete 2-tuple fuzzy linguistic preference relations in group decision making[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 56: 179-190.
- [5] Cabrerizo F J, Perez I J, Herrera-Viedma E. Managing the consensus in group decision making in an unbalanced fuzzy linguistic context with incomplete information[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2010, 23(2): 169-181.
- [6] Alonso S, Herrera-Viedma E, Chiclana F, et al. A web based consensus support system for group decision making problems and incomplete preferences[J]. *Information Sciences*, 2010, 180(1): 4477-4495.
- [7] 张尧, 樊治平. 一种基于残缺语言判断矩阵的群决策方法[J]. *运筹与管理*, 2007, 16(3): 31-35.
(Zhang Y, Fan Z P. A method for group decision making based on incomplete linguistic judgment matrices[J]. *Operations Research and Management Science*, 2007, 16(3): 31-35.)
- [8] 程发新, 程栋, 赵艳萍, 等. 基于共识决策的低碳供应商选择方法研究[J]. *运筹与管理*, 2012, 21(6): 68-73.
(Cheng F X, Cheng D, Zhao Y P, et al. Research on the low-carbon supplier selection approach based on the consensus decision making[J]. *Operations Research and Management Science*, 2012, 21(6): 68-73.)
- [9] 刘卫锋, 何霞. 一种基于残缺语言判断矩阵的群决策模型[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(13): 114-124.
(Liu W F, He X. Group decision-making model based on incomplete linguistic judgment matrices[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(13): 114-124.)
- [10] 丁叶, 朱建军, 朱宁宁. 残缺语言判断矩阵的可能值推断及决策方法[J]. *运筹与管理*, 2010, 19(3): 75-80.
(Ding Y, Zhu J J, Zhu N N. Possible value estimation and decision-making approach based on incomplete linguistic preference[J]. *Operations Research and Management Science*, 2010, 19(3): 75-80.)
- [11] 周伟, 何建敏, 余德建. 直觉模糊群决策中专家权重确定的一种精确方法[J]. *控制与决策*, 2013, 28(5): 716-725.
(Zhou W, He J M, Yu D J. Accurate method of obtaining decision expert weights in intuitionistic fuzzy group decision making[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(5): 716-725.)
- [12] Cover T M, Thomas J A. *Elements of information theory*[M]. New York: Wiley Inter Science, 1991: 231-238.
- [13] Xue X L, Shen Q P, Li H, et al. Improving agent-based negotiation efficiency in construction supply chains: A relative entropy method[J]. *Automation in Construction*, 2009, 18(7): 975-982.
- [14] 唐燕武, 陈华友. 基于相对熵的多粒度语言判断矩阵的群决策方法[J]. *模糊系统与数学*, 2013, 27(3): 143-148.
(Tang Y W, Chen H Y. A relative entropy approach to group decision making with judgment matrices of multi-granularity linguistic terms[J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2013, 27(3): 143-148.)
- [15] 万俊, 邢焕革, 张晓晖. 基于熵理论的多属性群决策专家权重的调整算法[J]. *控制与决策*, 2010, 25(6): 907-910.
(Wan J, Xing H G, Zhang X H. Algorithm of adjusting weights of decision-makers in multi-attribute group decision-making based on entropy theory[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(6): 907-910.)
- [16] 陈华友, 刘金培, 陈诚. 语言判断矩阵的相容性和一致性研究[J]. *数学的实践与认识*, 2008, 38(20): 173-177.
(Chen H Y, Liu J P, Chen C. Research on compatibility and consistency of linguistic judgment matrices[J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2008, 38(20): 173-177.)
- [17] 许叶军, 达庆利. 残缺互补判断矩阵排序方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(1): 95-99.
(Xu Y J, Da Q L. Methods for priority of incomplete complementary judgment matrices[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(1): 95-99.)

(责任编辑: 齐 霖)