

混合评价信息的随机转化方法和应用

李伟伟, 易平涛, 郭亚军

(东北大学 工商管理学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对综合评价中混合评价信息共存的问题, 提出一种新的处理方式. 首先对混合评价信息进行预处理, 转化为相同范围内统一的数据形式, 在此基础上, 按某分布随机生成数据, 并计算其对原始评价信息的隶属程度. 采用随机模拟仿真的方式对由混合信息组成的评价问题进行整体求解, 得到被评价对象之间带有概率特征的可能性排序结论. 所提出的方法可以使评价过程不再受单一或有限数据形式要求的局限, 能够进一步拓展综合评价的实际应用范围.

关键词: 综合评价; 混合评价信息; 随机数; 模拟仿真; 可能性排序

中图分类号: C934

文献标志码: A

Blended evaluation information random transformation method and its application

LI Wei-wei, YI Ping-tao, GUO Ya-jun

(School of Business Administration, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: YI Ping-tao, E-mail: ptyi@mail.neu.edu.cn)

Abstract: To the problem that blended evaluation information exists in a same question, a processing method is proposed. Firstly, the blended information is transformed into uniform form in the same scope. Based on this, random numbers obeying certain distribution are generated, and their membership to initial information is calculated. Then, the stochastic simulation method is used to solve this evaluation question, and the possibility ranking conclusion among evaluation objects is obtained. This method can make the evaluation not be limited by single or finite data forms and can further expand the practical application range of comprehensive evaluation.

Key words: comprehensive evaluation; blended evaluation information; random number; analog simulation; possibility ranking

0 引言

综合评价是一种面向复杂决策问题, 科学合理地集成评价信息, 并最终形成待评估方案之间优劣比较的有效决策工具. 根据综合评价集成的评价信息表达形式的不同, 将综合评价方法分为以下4种类型: 1) 面向精确数据形式的经典综合评价方法^[1-3]; 2) 面向不确定信息形式的综合评价方法^[4-6], 其中不确定信息主要有区间数、三角模糊数等; 3) 面向语言信息形式的综合评价方法^[7-8], 主要有语言信息、二元语义信息等信息形式; 4) 面向模糊数的模糊综合评价方法^[9-11]. 虽然不同类型的综合评价方法可分别处理不同的数据形式, 但在单一评价模型中同时处理多种数据形式评价方法的研究却少有涉及. 文献[12]以不

确定多属性决策为背景, 解决了三角模糊数、语言信息、二元语义信息共存的混合信息决策问题, 解决思路是将三角模糊数、语言信息转化为二元语义信息, 最终以二元语义信息为基础进行决策.

随着信息社会的发展, 人们面临的决策问题也越来越复杂, 通常很难用一种数据形式对决策问题进行全面描述, 因此采用多种数据形式从不同侧面描述同一决策问题成为一种必然趋势. 如何对多种数据形式共存的混合评价信息进行综合集成, 是综合评价理论发展中所面临的一个关键问题. 本文从尽量避免评价信息丢失的角度出发, 提出了一种混合评价信息的随机转化方法, 即将所有数据转化为带有分布特征的随机数集合. 在此基础上, 研究了该方法在实际应用中

收稿日期: 2013-01-19; 修回日期: 2013-07-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71071031, 71071030); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N120606002).

作者简介: 李伟伟(1986-), 女, 博士生, 从事综合评价及数据融合的研究; 郭亚军(1952-), 男, 教授, 博士生导师, 从事综合评价等研究.

的标准仿真策略,最终推导出被评价对象之间带有概率特征的可能性排序结论.所提出的方法可进一步拓展综合评价服务于实际问题的应用范围.

1 问题界定

混合信息共存的评价问题常见于大规模群体参与与独立自主评价问题的情形,如多人参与的政府绩效评价、组织人员实力评价等.对于该类问题的分析,通常评价者会由于对问题关注角度、自身知识架构的不同,给出不同类型的评价信息.因为群体多指标评价信息的集结问题相对于单指标问题仅需按照传统评价模式对多指标进行集结,且本文的研究重点在于混合评价信息的处理和转化,为了简便起见,仅就单指标问题展开研究.该研究可为由多人参与且各评价者给出评价指标值类型各不相同的评价问题提供解决思路,使评价方法摆脱受单一或有限数据形式要求的局限,进一步拓展综合评价方法的实际应用范围.

设 k 个评价者 d_1, d_2, \dots, d_k 关于 n 个被评价对象 o_1, o_2, \dots, o_n 在指标 x 上的指标取值为 $x(o_i(d_j)) = x_{ij}$. 其中: $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, k, x_{ij}$ 的数据形式可取实数、区间数、三角模糊数、直觉模糊数、语言信息、二元语义信息、序数 7 种数据形式. 下面分别对上述 7 种数据类型进行简单介绍:

1) 实数. 实数提供精确的评价信息,对于任意 x_{ij} , 有 $x_{ij} \in R, R$ 为实数集.

2) 区间数. 区间数表示提供的评价信息为一取值范围,即

$$x_{ij} = \tilde{x}_{ij} = [x_{ij}^L, x_{ij}^U] = \{x | x_{ij}^L \leq x \leq x_{ij}^U, x_{ij}^L, x_{ij}^U \in R\}.$$

其中: x_{ij}^L 为信息取值范围的左端点值, x_{ij}^U 为信息取值范围的右端点值. 若 $x_{ij}^L = x_{ij}^U$, 则 \tilde{x}_{ij} 退化为一实数.

3) 三角模糊数. 三角模糊数是一种模糊评价信息,可表示为

$$x_{ij} = \hat{x}_{ij} = (x_{ij}^l, x_{ij}^m, x_{ij}^u) \in F(R), \\ 0 < x_{ij}^l \leq x_{ij}^m \leq x_{ij}^u.$$

其中: $F(R)$ 为全体模糊数的集合; x_{ij}^l 和 x_{ij}^u 分别为 \hat{x}_{ij} 所支撑的上界和下界; x_{ij}^m 为 \hat{x}_{ij} 的中值,其隶属度函数表示为

$$\mu_{\hat{x}_{ij}}(x) = \begin{cases} (x - x_{ij}^l)/(x_{ij}^m - x_{ij}^l), & x_{ij}^l \leq x \leq x_{ij}^m; \\ (x - x_{ij}^u)/(x_{ij}^m - x_{ij}^u), & x_{ij}^m \leq x \leq x_{ij}^u; \\ 0, & x \leq x_{ij}^l, x \geq x_{ij}^u. \end{cases}$$

4) 直觉模糊数^[13-14]. 在评价中,直觉模糊数可以看作是被评价对象满足(或不满足)于某指标的程度.

设 X 为一非空集合,称 $A = \{\langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X\}$ 为直觉模糊集,其中

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1], x \in X \rightarrow \mu_A(x) \in [0, 1]$$

和

$$\nu_A(x) : X \rightarrow [0, 1], x \in X \rightarrow \nu_A(x) \in [0, 1]$$

分别为 X 中元素 x 属于 A 的隶属度和非隶属度,满足

$$0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1.$$

此外, $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 表示 X 中元素 x 属于 A 的犹豫度或不确定度,满足 $\pi_A(x) \in [0, 1]$. 为了方便起见,称 $\mathbf{x}_{ij} = (\mu_{\mathbf{x}_{ij}}, \nu_{\mathbf{x}_{ij}})$ 为评价者给出的直觉模糊数,其中 $\mu_{\mathbf{x}_{ij}}, \nu_{\mathbf{x}_{ij}} \in [0, 1], \mu_{\mathbf{x}_{ij}} + \nu_{\mathbf{x}_{ij}} \leq 1$.

5) 语言信息^[8]. 语言信息(好、差、一般等)用于评价时,通常转化为语言评估标度,语言评估标度的集合表示为 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_T\}$,并具有以下特征:

① 有序性,当 $i \geq j$ 时,有

$$s_i \geq s_j, i, j = 0, 1, \dots, T;$$

② 存在负算子,有

$$\text{Neg}(s_i) = s_j, j = T - i;$$

③ 最大化算子,当 $s_i \geq s_j$ 时,有

$$\max(s_i, s_j) = s_i;$$

④ 最小化算子,当 $s_i \leq s_j$ 时,有

$$\min(s_i, s_j) = s_i.$$

6) 二元语义信息. 二元语义信息是指针对某目标(或对象、准则)给出的评价结果由二元组 (s_k, a_k) 表示^[7,15],元素 s_k 和 a_k 的含义描述如下:

① s_k 为预先定义好的语言评价集 S 中的第 k 个元素. 例如由 7 个元素(即语言评价)构成的语言评价集 S 可定义为

$$S = \{s_6 = \text{FZ(非常重要)}, s_5 = \text{HZ(很重要)}, \\ s_4 = \text{Z(重要)}, s_3 = \text{YB(一般)}, s_2 = \text{C(差)}, \\ s_1 = \text{HC(很差)}, s_0 = \text{FC(非常差)}\};$$

② a_k 为符号转移值,满足 $a_k \in [-0.5, 0.5]$,表示评价结果与 s_k 的偏差.

7) 序数. 序数表示被评价对象关于指标的优劣次序,用 $1, 2, \dots$ 表示.

2 混合信息的随机转化方法

因评价者给出评价信息是各被评价对象关于同一指标的取值,虽然数据形式不同,但理论上能够找到一个共同的取值范围,设为 $[x_{ij}^a, x_{ij}^b]$. 在对混合评价信息的随机转化过程中,先将 $[x_{ij}^a, x_{ij}^b]$ 范围内的所有混合信息转化到同一范围内,不失一般性,设为 $[0, 1]$;

然后在该范围内随机发生数据,生成带有概率特征的随机数集合.这种转化方式可以最大限度地保留原评价信息的判断特征,避免转化过程中的信息丢失.

2.1 混合信息的预处理

上述7类评价数据可细化为数据类(实数、区间数、三角模糊数、直觉模糊数)、语言类(语言信息和二元语言信息)和序数类3种类型,原始评价信息的取值范围 $[x_{ij}^a, x_{ij}^b]$ 可依据数据类评价信息确定,具体方法如下:

$$\begin{aligned} x_{ij}^a &= \min_j \{x_{ij}, x_{ij}^L, x_{ij}^l | x_{ij}^L \in \tilde{x}_{ij}, x_{ij}^l \in \hat{x}_{ij}\}, \\ x_{ij}^b &= \max_j \{x_{ij}, x_{ij}^U, x_{ij}^u | x_{ij}^U \in \tilde{x}_{ij}, x_{ij}^u \in \hat{x}_{ij}\}. \end{aligned} \quad (1)$$

下面采用“平移放大(或缩小)”的处理方式将原始混合评价信息转化为 $[0,1]$ 范围内数据信息,设转化后的评价信息为 r_{ij} ,则有:

1) 实数为

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{ij}^a}{x_{ij}^b - x_{ij}^a} (1 - 0) + 0 = \frac{x_{ij} - x_{ij}^a}{x_{ij}^b - x_{ij}^a}.$$

2) 区间数为

$$\tilde{r}_{ij} = [r_{ij}^L, r_{ij}^U].$$

其中

$$\begin{aligned} r_{ij}^L &= \frac{x_{ij}^L - x_{ij}^a}{x_{ij}^b - x_{ij}^a}, \\ r_{ij}^U &= \frac{x_{ij}^U - x_{ij}^l}{x_{ij}^b - x_{ij}^a} (1 - 0) + r_{ij}^L = \frac{x_{ij}^U - x_{ij}^l}{x_{ij}^b - x_{ij}^a} + r_{ij}^L. \end{aligned}$$

3) 三角模糊数为

$$\hat{r}_{ij} = [r_{ij}^l, r_{ij}^m, r_{ij}^u].$$

其中

$$\begin{aligned} r_{ij}^l &= \frac{x_{ij}^l - x_{ij}^a}{x_{ij}^b - x_{ij}^a}, \\ r_{ij}^m &= \frac{x_{ij}^m - x_{ij}^l}{x_{ij}^b - x_{ij}^a} + r_{ij}^l, \\ r_{ij}^u &= \frac{x_{ij}^u - x_{ij}^m}{x_{ij}^b - x_{ij}^a} + r_{ij}^m. \end{aligned}$$

4) 直觉模糊数为 $r_{ij} = [u_{x_{ij}}, 1 - v_{x_{ij}}]$.

5) 可将语言信息转化为 $[0,1]$ 区间上的三角模糊数或梯形模糊数,如 x_{ij} 隶属于包含9个元素的语言信息集合

$$\begin{aligned} S &= \{s_0 = \text{极差}, s_1 = \text{很差}, s_2 = \text{差}, \\ & s_3 = \text{稍差}, s_4 = \text{相当}, s_5 = \text{稍好}, \\ & s_6 = \text{好}, s_7 = \text{很好}, s_8 = \text{极好}\}, \end{aligned}$$

若 x_{ij} 对应的三角模糊数形式为 r_{ij} , 则

$$\begin{aligned} r_{ij} &\in \{s_0(0, 0, 0.125), s_1(0, 0.125, 0.25), \\ & s_2(0.125, 0.25, 0.375), s_3(0.25, 0.375, 0.5), \\ & s_4(0.375, 0.5, 0.625), s_5(0.5, 0.625, 0.75), \\ & s_6(0.625, 0.75, 0.875), s_7(0.75, 0.875, 1), \\ & s_8(0.875, 1, 1)\}. \end{aligned}$$

6) 在语言信息的基础上将二元语义信息转化为三角模糊数信息,如 $x_{ij} = (s_k, a_k)$, 其中 s_k 对应的三角模糊数为 (a, b, c) . 若 $-0.5 \leq a_k \leq 0$, 则

$$r_{ij} = (a + a_k(c - a), b, c);$$

若 $0 < a_k < 0.5$, 则

$$r_{ij} = (a, b, c + a_k(c - a)).$$

当 $s_k = s_0$ (或 s_8) 且 $a_k \neq 0$ 时, 有

$$a + a_k(c - a) < 0 \text{ or } c + a_k(c - a) > 1,$$

此时利用三角模糊数的转化方式将 r_{ij} 转化至 $[0,1]$ 范围内即可.

7) 通常情况下, n 个被评价对象在单一指标上对应的序值属于集合 $\{1, 2, \dots, n\}$, 此时将 $[0,1]$ 区间均匀地分成 n 等份, 即当 $x_{ij} = 1$ 时, $r_{ij} = [(n - 1)/n, 1]$; 当 $x_{ij} = 2$ 时, $r_{ij} = [(n - 2)/n, (n - 1)/n]$; 以此类推, 当 $x_{ij} = n$ 时, $r_{ij} = [0, 1/n]$. 若出现两个被评价对象对应的序值相等, 则将 $[0,1]$ 区间均匀地分成 $n - 1$ 等份, 相同的 x_{ij} 对应相同的 r_{ij} . 若有3个或更多的被评价对象对应的序值相等, 则处理方法以此类推, 这里不再赘述.

上述混合信息的处理方法在将原始评价信息转化至 $[0,1]$ 范围内的同时, 保留了原有评价信息各自的特征, 最大程度地避免了数据转化过程中的信息丢失.

2.2 带有概率特征的随机数生成方法

通过以上方法, 将原始的混合评价信息转化为 $[0,1]$ 范围内实数、区间数和三角模糊数. 在此基础上, 采用随机数发生器的方式, 在 r_{ij} 所对应的区间范围内生成服从某分布的一组随机数据, 记为 $[z_{ij}]_{n \times k}$, 其中实数 r_{ij} 被看作左右端点值相等的区间数, 并据此生成随机数 z_{ij} . 显然, 任意一组随机数 $[z_{ij}]_{n \times k}$ 均不能完全反映原始评价信息中包含的全部判断信息, 只能部分地代表原始评价信息. 下面针对随机信息对原始评价信息的代表程度进行分析.

定义1 称 p_{ik} 为第 k 次发生的被评价对象 o_i 的随机数据对于原始评价信息的隶属度, 有

$$p_{ik} = \prod_{j=1}^m \mu_{ij}. \quad (2)$$

称 p_k 为第 k 次发生的随机数据对于原始评价信息的

整体隶属度, 有

$$p_k = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \mu_{ij}, \quad (3)$$

其中 μ_{ij} 为 z_{ij} 隶属于 r_{ij} 的隶属度, 且 $\mu_{ij} \in (0, 1]$, $p_{ij} \in (0, 1]$.

由模糊集的隶属度概念可知, 当 r_{ij} 为实数或区间数时, $\mu_{ij} = 1$; 当 r_{ij} 为三角模糊数时, μ_{ij} 的值可由三角模糊数的隶属度函数求得.

利用随机数发生器生成随机数组, 当发生的随机数组足够多时, 可利用随机数组的集合代表原始评价信息.

3 应用仿真策略

结合混合信息转化后的随机化特征, 采用随机模拟的方法对综合评价的信息集结过程进行仿真, 得到各被评价对象之间优劣比较的优胜度矩阵^[16], 并具体推导出各被评价对象的可能性排序结论.

由于信息集结模型的选取和评价者权重的确定对该随机模拟信息集结方法的应用没有影响, 为了简便起见, 采用线性集结模型对随机数评价信息进行集结, 假设各评价者的权重相同, 即取均值. 标准仿真步骤如下.

Step 1: 收集评价信息, 并将其转化为 $[0, 1]$ 范围内的数据信息 r_{ij} .

Step 2: 设置仿真次数监控变量 count (初始值为 0).

Step 3: 采用随机数发生器的方式, 在 r_{ij} 所对应的区间范围内生成服从某分布的一组随机数据 $[z_{ij}]_{n \times k}$, 计算在该随机数组下被评价对象 o_i 的随机信息对于原始评价信息的代表度概率 p_i .

Step 4: 按照线性集结模式对各被评价对象的随机数评价信息进行集结, 即

$$y_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k z_{ij}.$$

Step 5: 设置计数变量 $\phi_{ij}^s, \phi_{ij}^e, \phi_{ij}^f$ (初始化时, $\phi_{ij}^s, \phi_{ij}^e, \phi_{ij}^f$ 均置为 0) 分别表示“ $o_i \succ o_j$ ”、“ $o_i \sim o_j$ ”和“ $o_i \prec o_j$ ”的可能性次数. 若 $p_i y_i > p_j y_j$, 则 $\phi_{ij}^s = \phi_{ij}^s + 1$; 若 $p_i y_i = p_j y_j$, 则 $\phi_{ij}^e = \phi_{ij}^e + 1$; 若 $p_i y_i < p_j y_j$, 则 $\phi_{ij}^f = \phi_{ij}^f + 1$.

Step 6: count = count + 1, 若 count = sum (sum 为决策者给出的仿真总次数, 一般指标取值覆盖的区间范围越大, sum 值越大), 则转至 Step 7, 否则转至 Step 3.

Step 7: 统计优势度 $s(o_i \succ o_j)$ 的仿真值 $s(o_i \succ o_j) = (\phi_{ij}^s + 0.5\phi_{ij}^e)/\text{sum}$, 保存数值, 退出程序, 否则转至 Step 3.

通过仿真模拟, 得到 n 个被评价对象的优胜度矩阵为

$$S = [s_{ij}]_{n \times n}.$$

其中: $s_{ij} = s(o_i \succ o_j)$, S 对角线上的元素均为 0.5, $s_{ij} + s_{ji} = 1$. 当仿真次数足够多时, $|s_{ij} + s_{ji} - 1|$ 较小, 可通过 $s_{ij} = [s_{ij} + (1 - s_{ji})]/2$ 对 S 中的元素进行调整. 为了方便, 将调整后的优胜度矩阵仍记为 S . 由优胜度矩阵 S 推导出各被评价对象之间的排序结论, 本文采用文献 [16] 给出的“优超数方法”进行计算.

定义 2^[16] 称 $g(o_i)$ 为被评价对象 $o_i (i=1, 2, \dots, n, S$ 上第 i 行) 的优超数, 有

$$g_i = g(o_i) = \text{count}(s_{ij} > 0.5) + 0.5 \text{count}(s_{ij} = 0.5),$$

$$i, j = 1, 2, \dots, n, j \neq i. \quad (4)$$

其中 count(\cdot) 为计数函数, 表示满足条件“ \cdot ”元素的个数.

对被评价对象 $o_i (i=1, 2, \dots, n)$, 按照其对应的优超数由大到小的顺序重新排序, 可得到各被评价对象的最终排序. 特殊地, 若 $g_i = g_j (i, j=1, 2, \dots, n, i \neq j)$, 则可按 s_{ij} 对 o_i 和 o_j 进行排序, 即: 若 $s_{ij} < 0.5$, 则 $o_i \prec o_j$; 若 $s_{ij} > 0.5$, 则 $o_i \succ o_j$; 若 $s_{ij} = 0.5$, 则 $o_i \sim o_j$.

4 应用算例

设定 5 名评价者 d_1, d_2, \dots, d_5 (其中单位领导 2 名、员工代表 2 名、客户代表 1 名) 对 8 名员工 o_1, o_2, \dots, o_8 的发展潜力进行独立自主评价, 原始评价信息见表 1. 表 1 中: 评价者 d_1 和 d_5 给出的是打分值, d_3 给出的是各员工之间的排序, d_4 给出的是直觉模糊数信息.

表 1 各被评价对象的原始评价信息

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
o_1	8.2	好	1	(0.5, 0.2)	[3.4, 4.2, 5.1]
o_2	[3.5, 6]	相当	2	(0.4, 0.32)	[2.3, 4.5]
o_3	[6, 7, 9]	很好	3	(0.6, 0.2)	[5.6, 7.8, 8.2]
o_4	5.6	差	6	(0.45, 0.12)	[6.3, 7.2]
o_5	[4.9, 8.7]	好	7	(0.34, 0.3)	[5.9, 6.8]
o_6	[2.1, 3.5]	很差	5	(0.76, 0.2)	[4.4, 4.9, 5.2]
o_7	6.9	(稍好, 0.2)	8	(0.54, 0.3)	[3.2, 4.8, 5.3]
o_8	[1.2, 2.4, 3.8]	(稍差, 0.1)	4	(0.65, 0.23)	[6.7, 8.4]

由表 1 可见, 原始数据的取值范围为 $[1.2, 9]$, 对原始混合评价信息进行预处理, 将其转化为 $[0, 1]$ 区间范围内的数据形式的评价信息, 如表 2 所示.

由第 3 节给出的应用仿真步骤对表 2 中的评价信息进行集结 (按均匀分布的方式发生随机数据, 仿真总次数为 120 万次), 得到各员工之间优劣比较的优胜度矩阵为

表 2 对应的 [0,1] 区间范围内数据形式的评价信息

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
o_1	0.897	[0.625,0.75,0.875]	(0.875,1]	(0.5,0.8)	[0.282,0.385,0.5]
o_2	[0.295,0.615]	[0.375,0.5,0.625]	(0.75,0.875]	(0.4,0.68)	[0.141,0.423]
o_3	[0.615,0.744,1]	[0.75,0.875,1]	(0.625,0.75]	(0.6,0.8)	[0.564,0.846,0.879]
o_4	0.564	[0.125,0.25,0.375]	(0.25,0.375]	(0.45,0.88)	[0.654,0.769]
o_5	[0.474,0.962]	[0.625,0.75,0.875]	(0.125,0.25]	(0.34,0.7)	[0.603,0.718]
o_6	[0.115,0.295]	[0.0,0.125,0.25]	(0.375,0.5]	(0.76,0.8)	[0.410,0.474,0.513]
o_7	0.731	[0.5,0.625,0.8]	[0,0.125]	(0.54,0.7)	[0.256,0.462,0.526]
o_8	[0,0.154,0.333]	[0.25,0.375,0.525]	(0.5,0.625]	(0.65,0.87)	[0.705,0.923]

$$s = \begin{matrix} \left[\begin{array}{cccc} 0.5000 & 0.2914 & 1.0000 & 0.3123 \\ 0.7086 & 0.5000 & 1.0000 & 0.7575 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.5000 & 0.0000 \\ 0.6877 & 0.2425 & 1.0000 & 0.5000 \\ 0.7768 & 1.0000 & 1.0000 & 1.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.6503 & 0.0000 \\ 0.2902 & 0.0000 & 0.6961 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0772 & 0.8191 & 0.0912 \end{array} \right. & \rightarrow & \\ \left. \begin{array}{cccc} 0.2232 & 1.0000 & 0.7098 & 1.0000 \\ 0.0000 & 1.0000 & 1.0000 & 0.9228 \\ 0.0000 & 0.3497 & 0.3039 & 0.1809 \\ 0.0000 & 1.0000 & 1.0000 & 0.9088 \\ 0.5000 & 1.0000 & 1.0000 & 0.9775 \\ 0.0000 & 0.5000 & 0.1980 & 0.4117 \\ 0.0000 & 0.8020 & 0.5000 & 0.3729 \\ 0.0225 & 0.5883 & 0.6271 & 0.5000 \end{array} \right] \cdot & (5) & \leftarrow \end{matrix}$$

若按正态分布的方式随机发生数据, 则得到员工比较的优胜度矩阵为 (总仿真次数为 120 万次)

$$s = \begin{matrix} \left[\begin{array}{cccc} 0.5000 & 0.4289 & 0.7060 & 0.4464 \\ 0.5711 & 0.5000 & 0.8023 & 0.5277 \\ 0.2940 & 0.1977 & 0.5000 & 0.2068 \\ 0.5535 & 0.4723 & 0.7932 & 0.5000 \\ 0.6178 & 0.5709 & 0.8243 & 0.5956 \\ 0.2918 & 0.1752 & 0.5297 & 0.1834 \\ 0.3240 & 0.2105 & 0.5614 & 0.2213 \\ 0.3825 & 0.2758 & 0.6241 & 0.2911 \end{array} \right. & \rightarrow & \\ \left. \begin{array}{cccc} 0.3882 & 0.7082 & 0.6760 & 0.6175 \\ 0.4291 & 0.8248 & 0.7895 & 0.7242 \\ 0.1757 & 0.4703 & 0.4386 & 0.3759 \\ 0.4044 & 0.8166 & 0.7787 & 0.7089 \\ 0.5000 & 0.8434 & 0.8146 & 0.7606 \\ 0.1566 & 0.5000 & 0.4597 & 0.3816 \\ 0.1854 & 0.5403 & 0.5000 & 0.4223 \\ 0.2394 & 0.6184 & 0.5777 & 0.5000 \end{array} \right] \cdot & (6) & \leftarrow \end{matrix}$$

由式 (4) 可知, 无论按均匀分布还是正态分布方式随机发生数据, 各员工的优超数均为

$$g_1 = 4.5, g_2 = 6.5, g_3 = 0.5, g_4 = 5.5, \\ g_5 = 7.5, g_6 = 1.5, g_7 = 2.5, g_8 = 3.5.$$

基于以上分析, 可得到以下 4 点结论:

1) 两种随机数发生方式下各员工之间的可能性排序相同, 为

$$o_5 \succ o_2 \succ o_4 \succ o_1 \succ o_8 \succ o_7 \succ o_6 \succ o_3.$$

2) 比较两个优胜度矩阵可以看出, 按均匀分布方式随机发生数据时, 各员工之间的优劣区分程度更加明显, 即优胜度矩阵对角线的上下对称元素之间的接近程度不高.

3) 由式 (3) 可见, 求解仿真过程中随机数据对原始数据的平均隶属度 (即用每次仿真的整体隶属度的综合除以总仿真次数) 均匀分布方式下为 0.018 1, 正态分布下为 0.001 5. 可以看出, 在该应用算例中, 按均匀分布的方式随机发生数据不仅能够明显地体现出员工之间的优劣概率, 而且随机发生的数据集对原始数据的隶属程度也更高, 因此按均匀分布下的优胜度矩阵得到各员工之间的可能性排序为

$$\begin{matrix} 1.0000 & 0.7575 & 0.6877 & 1.0000 \\ o_5 \succ o_2 \succ o_4 \succ o_1 \succ & & & \\ & 0.6271 & 0.8020 & 0.6503 \\ o_8 \succ o_7 \succ o_6 \succ o_3. & & & \end{matrix}$$

4) 可能性排序得到的是被评价对象之间优劣的可能性概率, 如员工 o_2 优于 o_4 的概率为 0.757 5, 反之则表明员工 o_4 仍有 0.242 5 的概率优于 o_2 . 该排序结论是绝对形式排序结论 (即被评价对象优于另一被评价对象的概率为 1) 的推广, 适合于员工发展潜力的比较问题, 与评价者给出的模糊评价信息相一致, 该排序结论更易被接受.

5 结 论

本文针对混合数据形式的综合评价问题, 采用随机化处理方式将混合评价信息转化为带有概率特征的随机数, 并结合随机模拟仿真方法对综合评价问题进行整体求解. 求解过程中, 仿真次数的充分性保证了混合评价信息转化为随机数随机取样的充分性, 概率形式的可能性排序结论也能够为提供模糊判断信

息的评价者所接受. 所提出评价方法的研究可以为复杂决策问题提供技术参考, 尤其是多人从不同侧面自主参与的决策问题, 如参与式政府绩效评价、陪审团决策意见集成、比赛的网络化评比等.

参考文献(References)

- [1] 郭亚军. 综合评价理论、方法与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 14-100.
(Guo Y J. Comprehensive evaluation theory, method and application[M]. Beijing: Science Press, 2007: 14-100.)
- [2] 董玉成, 陈义华, 王双. 递阶层次结构决策指标体系构建算法及应用[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 403-407.
(Dong Y C, Chen Y H, Wang S. Algorithms of forming hierarchy for multi-attribute decision making and their applications[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 403-407.)
- [3] Herrera F, Herrera-Viedma E, Chiclana F. Multiperson decision-making based on multiplicative preference relations[J]. European J of Operational Research, 2001, 129(2): 372-385.
- [5] Ahn B S. Multiattribute decision aid under incomplete information and hierarchical structure[J]. European J of Operation Research, 2000, 125(2): 431-439.
- [6] Takeda E, Satoh J. A data envelopment analysis approach to multicriteria decision problems with incomplete information[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2002, 39(9/10): 81-90.
- [6] 徐泽水. 不确定多属性决策方法及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 1-10.
(Xu Z S. Uncertain multiple attribute decision making: Methods and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 1-10.)
- [7] Herrera F, Martinez L. A 2 tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(6): 746-752.
- [8] 徐泽水. 基于语言信息的决策理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 1-10.
(Xu Z S. Linguistic decision making: Theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2008: 1-10.)
- [9] Hung W L, Wu J W. Correlation of intuitionistic fuzzy sets by centroid method[J]. Information Science, 2002, 144(1/2/3/4): 219-225.
- [10] Li D F, Cheng C T. New similarity measures of intuitionistic fuzzy sets and application to pattern recognitions[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(1/2/3): 221-225.
- [11] 李荣钧. 模糊多准则决策理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 1-10.
(Li R J. Fuzzy multi-attribute decision making theories and applications[M]. Beijing: Science Press, 2002: 1-10.)
- [12] 曾雪兰, 李正义. 不确定多属性群决策中混合信息的集结[J]. 数学的实践与认识, 2010, 40(24): 92-98.
(Zeng X L, Li Z Y. A fusion method for hybrid information in uncertain multiple attributes group decision-making[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2010, 40(24): 92-98.)
- [13] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [14] Chen S M, Tan J M. Handling multicriteria fuzzy decision-making problems based on vague set theory[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 67(2): 163-172.
- [15] Herrera F, Herrera-Viedma E, Martinez L. A fusion approach for managing multi-granularity linguistic terms sets in decision making[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(1): 43-58.
- [16] 易平涛, 张丹宁, 郭亚军. 综合评价的随机模拟求解算法及应用[J]. 运筹与管理, 2009, 18(5): 97-106.
(Yi P T, Zhang D N, Guo Y J. The study on a stochastic simulation solution method of comprehensive evaluation and application[J]. Operations Research and Management Science, 2009, 18(5): 97-106.)

(责任编辑: 郑晓蕾)