

概率语言 PROMETHEE 方法 及其在医疗服务中的应用

徐泽水¹, 罗书琴², 廖虎昌¹

(1. 四川大学商学院, 四川 成都 610064;

2. 清华大学清华-伯克利深圳学院, 广东 深圳 518055)

摘要: 由于现实情况的复杂性与人类思维的模糊性, 决策过程中往往需要多个决策者的参与, 而且决策者可能会使用多个权重不同的语言术语来表达对方案的偏好. 作为一种新型的描述语言偏好信息的方式, 概率语言集可以反映出所有可能的重要程度或权重不同的语言术语, 且允许语言术语的概率信息分布不完整. 因此概率语言集可以更精确地表达决策者的偏好. 利用概率语言集表示决策者的偏好, 提出了一种概率语言 PROMETHEE 多属性群决策方法. 最后, 用评估医疗机构服务满意度的案例来论证该方法.

关键词: 多属性群决策; 概率语言集; 概率分布; PROMETHEE 方法

中图分类号: C94 文献标识码: A 文章编号: 1000-5781(2019)06-0760-10

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2019.06.004

Probabilistic linguistic PROMETHEE method and its application in medical service

Xu Zeshui¹, Luo Shuqin², Liao Huchang¹

(1. Business School, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

(2. Tsinghua-Berkeley Shenzhen Institute, Tsinghua University, Shenzhen 518055 China)

Abstract: Due to the complexity of real situations and the fuzziness of human thinking, there are usually multiple decision makers (DMs) to participate in the decision making process, and DMs may use several linguistic terms with different weights to express their preferences over alternatives. The probabilistic linguistic term set (PLTS) is a new type of way to describe the linguistic preference information. It can reflect all different importance degrees or weights of the possible linguistic terms. The PLTS also allows the uncomplete probabilistic distribution of the linguistic terms. Therefore, the PLTS could express the DMs' preferences more accurately. By using the PLTSs the DMs' preferences are presented. Then, a probabilistic linguistic PROMETHEE method for multi-attribute group decision making is proposed. Finally, an example for evaluating service satisfaction of medical institutions is provided to demonstrate the proposed method.

Key words: multi-attribute group decision making; probabilistic linguistic term set; probabilistic distribution; PROMETHEE method

收稿日期: 2016-12-27; 修订日期: 2017-05-02.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71571123; 71532007; 71501135); 四川大学优秀青年学者科研基金资助项目(2016-SCU04A23).

1 引言

多属性决策是利用已有的决策信息对有限个候选方案进行排序并择优. 目前已有针对随机多属性决策问题的随机多属性决策方法^[1], 针对多项目调度的多属性优化方法^[2] 和针对具有置信度信息的多属性匹配决策问题的等级置信度融合法^[3]等各种多属性决策方法. 但是, 由于实际情况的复杂性及人类思维的模糊性, 人们在诸如“服务满意度”等指标进行评估时, 喜欢用“满意”、“一般”和“不满意”等语言形式表达. 因此, 对方案以语言形式进行评估的多属性决策问题的研究具有重要的理论意义和较高的实用价值. 到目前为止, 很多学者都对属性值为语言形式的决策进行了研究. Herrera 等^[4]将语言形式的决策拓展到了群决策中. Xu^[5], 王欣荣等^[6]和乐琦等^[7]建立了属性值为语言形式的多属性决策模型. 随着研究的深入, 学者们发现在用语言形式表达偏好时会存在一定的不确定性. 例如, 决策者在表达偏好时可能会在多个可能的语言术语间犹豫, 很难用一个语言术语正确地表达出自己的偏好. 考虑到此种情况, Rodriguez 等^[8]在犹豫模糊集^[9]的基础上拓展出了犹豫模糊语言集, 允许决策者用多个语言术语对一个属性值进行评估, 例如认为某方案介于“较好”与“好”之间. 之后, Liao 等^[10]给出了犹豫模糊语言集的完整数学定义. Wei 等^[11]定义了犹豫模糊语言集的算子. Liao 等^[12]给出了犹豫模糊语言集的距离测度、相似性测度等, 并提出了犹豫模糊语言的 VIKOR 方法^[13]. 为了更好地使用犹豫模糊语言集, Zhu 等^[14]拓展了犹豫模糊语言偏好关系并定义了一致性测度, 刘佳鹏等^[15]提出了一个基于模糊偏好关系的多属性群决策分类方法.

然而, 在犹豫模糊语言集的研究中, 决策者假设给出的所有语言术语均有相同的权重, 例如, 在犹豫模糊语言集 $H = \{\text{较好}, \text{好}\}$ 中, “较好”与“好”的概率皆为 50%. 很明显, 这与实际情况不符. 在个体决策或群决策问题中, 决策者会用多个重要性不同的语言术语来表达偏好. 例如, 决策者认为某方案“较好”的概率为 30%, “好”的概率为 70%; 或者在一项调查中, 40% 的决策者对某项服务感到“满意”, 而 60% 的决策者对该服务感到“一般”. 因此, 对评估信息的计算不仅要包含不同的语言术语, 还要考虑到它们的重要性、偏好程度, 也就是各语言术语的概率分布. 同时, 还存在部分决策者不愿意或不能表达自己评估信息的情况, 此时不能得到完整的概率分布. 针对犹豫模糊语言集的这些弊端, Pang 等^[16]提出了概率语言集的概念. 在概率语言集中, 决策者不仅可以同时提供多个语言评估值, 还可以表达出每个语言术语的概率信息. 通过概率语言集, 可以更精确地表达决策者的偏好关系. 他们通过概率语言加权平均算子对各方案的评估信息进行集结, 并根据综合属性值的期望来进行排序和择优. 但是概率语言加权平均算子存在一些问题, 例如步骤繁琐、易受极值影响, 且整体逻辑不能得到广泛认可等. 为了避免上述问题, 本文提出了一种新的决策方法, 以期得到更加准确的评估结果.

PROMETHEE 方法^[17]是一种经典而有效的方法, 已经成功地运用于各种领域, 例如城市生活垃圾管理系统^[18]、国民幸福指数测量^[18]、废料处理^[19]、选址布局^[20]和火电厂节能减排评估^[21]等. PROMETHEE 已经被拓展为不同的形式, 其中应用最广泛的是考虑方案完备序关系的 PROMETHEE II 方法^[22]. 该方法思路清晰, 简单易懂, 其主要思想是: 决策者首先根据自己的偏好为每一属性定义偏好函数; 然后利用偏好函数和属性权重, 计算两方案间的优先指数, 并求出每一方案的流出量和流入量; 最后利用净流量的大小对所有方案进行部分或整体排序. 为了得到所有方案的完备序, 本文的研究主要基于 PROMETHEE II 方法.

相比常用的信息集结算子, 如加权算术平均算子、加权几何平均(WGA)算子等^[23], PROMETHEE 方法在决策时将定性分析与定量分析相结合, 可以根据实际情况自由选择偏好函数, 且可以通过偏好函数消除极值的影响, 增加决策的合理性. 在计算方面, 可以简化计算过程, 并且最后所有方案的净流量总和为零, 方便对计算结果进行检验. PROMETHEE 方法的六种偏好函数几乎覆盖了所有的实际情况. 但是, 考虑到每个概率语言集包含不同的语言术语且每个语言术语的概率分布不同, 从而两个属性值不能直接相减, 因而不能直接使用以上各种偏好函数. 为此, 本文将 PROMETHEE 方法拓展到概率语言环境, 为使概率语言集能够通过偏好函数进行两两比较, 提出了一种概率语言 PROMETHEE 多属性群决策方法(以下简称概率语

言 PROMETHEE方法), 并且将它应用于医疗机构的患者满意度评价决策问题中。

2 预备知识

2.1 语言术语集

定义 1^[23] 设语言术语集 $S = \{s_\alpha | \alpha = -l, -l+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, l, l \in \mathbb{Z}\}$, s_α 在不同的情况下可以表示不同的语言术语, S 中的术语个数一般为奇数, 且满足

- 1) 若 $\alpha_1 > \alpha_2$, 则 $s_{\alpha_1} > s_{\alpha_2}$;
- 2) 存在负算子 $\text{neg}(s_\alpha) = s_{-\alpha}$, 特别地, $\text{neg}(s_0) = s_0$.

例 1 s_α 在不同的情况下可以表示不同的语言术语, 例如: s_{-1} 表示“不好”, s_0 表示“一般”, s_1 表示“好”等. 因此语言术语集可取 $S_1 = \{s_{-1}, s_0, s_1\} = \{\text{低, 中, 高}\}$; 或 $S_2 = \{s_{-2}, s_{-1}, s_0, s_1, s_2\} = \{\text{很不满意, 不满意, 一般, 满意, 很满意}\}$; 或 $S_3 = \{s_{-3}, s_{-2}, s_{-1}, s_0, s_1, s_2, s_3\} = \{\text{很差, 差, 较差, 一般, 较好, 好, 很好}\}$ 等.

在语言术语集 $S = \{s_{-1}, s_0, s_1\} = \{\text{低, 中, 高}\}$ 中, 因为 $1 > 0 > -1$, 所以 $s_1 > s_0 > s_{-1}$, 即对应的语言术语“高”优于“中”, “中”优于“低”. s_{-1} 为 s_1 的负算子, 故在计算时, $\text{neg}(s_1) = s_{-1}$.

定义 2^[23] 为了便于计算且避免丢失决策信息, 在原有标度 $S = \{s_\alpha | \alpha = -l, -l+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, l\}$ 的基础上定义拓展标度 $\bar{S} = \{s_\alpha | \alpha = -h, -h+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, h\}$, 其中 $h(h > l)$ 是一个充分大的自然数, 且若 $\alpha \in \{-l, -l+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, l\}$, 则称 s_α 为本原术语; 若 $\alpha \notin \{-l, -l+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, l\}$, 则称 s_α 为拓展术语. 拓展后的标度仍满足条件(1)和条件(2).¹

定义 3^[23] 设 $s_\alpha, s_\beta \in \bar{S}, y \in [0, 1]$, 则

- 1) $s_\alpha \oplus s_\beta = s_{\alpha+\beta}$;
- 2) $ys_\alpha = s_{y\alpha}$.

2.2 概率语言集

在实际应用中, 决策者在同时给出几个可能的语言术语时存在并不能给出完整的概率分布情况. 此时, 只有部分概率信息已知. 例如: 决策者认为某方案在某属性下“好”的概率为 0.5, “很好”的概率为 0.3, 或者在群决策时, 不同数量的决策者给出了不同的偏好信息(本文在案例部分针对此种情况进行具体分析), 如: 20% 的决策者对某项服务感到“满意”, 而 50% 的决策者对该服务感到“一般”, 剩余 30% 的决策者因为一些原因不能或不愿给出偏好信息. 这时, 上述的语言术语集就不能准确地表示决策者的偏好. 在此基础上, Pang 等^[16] 提出概率语言集.

定义 4^[16] 若 $S = \{s_\alpha | \alpha = -l, -l+1, \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, l\}$ 为语言术语集, 则概率语言集为

$$L(p) = \left\{ L^{(q)}(p^{(q)}) \mid L^{(q)} \in S, p^{(q)} \geq 0, q = 1, 2, \dots, N_L, \sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} \leq 1 \right\}, \quad (1)$$

其中 $L^{(q)}$ 表示 $L(p)$ 中第 q 个语言术语, $L^{(q)}(p^{(q)})$ 表示语言术语 $L^{(q)}$ 的概率为 p ; N_L 表示 $L(p)$ 中语言术语的个数. 如果 $\sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} = 1$, 表示所有语言术语的概率皆为已知; 如果 $\sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} < 1$, 表示部分语言术语的概率未知, 这种情况在实际决策中很常见.

例 2 若 $S = \{s_{-3}, s_{-2}, s_{-1}, s_0, s_1, s_2, s_3\} = \{\text{很差, 差, 较差, 一般, 较好, 好, 很好}\}$, 某方案在某属性下“好”的概率为 0.5, “很好”的概率为 0.3, 则可表示为 $L(p) = \{s_2(0.5), s_3(0.3)\}$. 若 $S = \{s_{-2}, s_{-1}, s_0, s_1, s_2\} = \{\text{很不满意, 不满意, 一般, 满意, 很满意}\}$, 且 20% 的决策者对某项服务感到“满意”, 而 50% 的决策者对该服务感到“一般”, 剩余 30% 的决策者因为一些原因不能或不愿意给出自己的偏好信息, 此时, 总的偏好

¹一般地, 决策者运用本原术语评估决策方案, 而拓展术语只在运算和排序过程中出现.

信息可表示为 $L(p) = \{s_0(0.5), s_1(0.2)\}$.

2.3 概率语言集的标准化

概率语言集的标准化分为两步, 首先是计算出未知的概率信息(概率标准化), 其次是使每个概率语言集中语言术语的个数相同(基数标准化). 本文因为使用 PROMETHEE 方法, 故可以省略第二步, 只进行概率标准化.

对于一个给定的概率语言集, 如果 $\sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} < 1$, 必须先得到未知部分的概率信息. 在研究中, 此问题基于一个假设: 如果一个语言术语 $L^{(q)}$ 没有出现在 $L(p)$ 中, 那么它也不会出现在标准化的 $L(p)$ 中. 因此, 未知部分的概率 $1 - \sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)}$ 就会被平均分配给 $L(p)$ 中的语言术语.

定义 5^[16] 对于一个给定的 $\sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} < 1$ 的概率语言集 $L(p)$, 对应的标准化的概率语言集为

$$\dot{L}(p) = \{L^{(q)}(\dot{p}^{(q)}) | q = 1, 2, \dots, N_L\}, \tag{2}$$

其中 $\dot{p}^{(q)} = p^{(q)} \left(\sum_{q=1}^{N_L} p^{(q)} \right)^{-1}$, $q = 1, 2, \dots, N_L$.

例 3 对概率语言集 $L(p) = \{s_2(0.5), s_3(0.3)\}$, 其对应的标准化的概率语言集为 $\dot{L}(p) = \{s_2(0.625), s_3(0.375)\}$. 概率语言集 $L(p) = \{s_0(0.5), s_1(0.2)\}$ 标准化之后为 $\dot{L}(p) = \{s_0(0.71), s_1(0.29)\}$.

3 基于概率语言信息的 PROMETHEE 多属性群决策方法

3.1 选取衡量各属性优劣的属性偏好函数

定义 6^[17] 设每个属性 u_j 都对应一个偏好函数 $P_j(a_1, a_2)$, ($a_1, a_2 \in A$), $P_j(a_1, a_2)$ 为方案 a_1, a_2 在属性 u_j 下的属性值的相对差值 $d_j(d_j(a_1, a_2) = a_{1,j} - a_{2,j})$ 所对应的函数值. 在传统的 PROMETHEE 方法中有如下 6 种形式的偏好函数:

1) 一般准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq 0 \\ 1, & d_j(a_1, a_2) > 0, \end{cases} \tag{3}$$

2) U 型准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq v \\ 1, & d_j(a_1, a_2) > v, \end{cases} \tag{4}$$

3) V 型准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq 0 \\ \frac{d_j(a_1, a_2)}{v}, & 0 < d_j(a_1, a_2) \leq v \\ 1, & d_j(a_1, a_2) > v, \end{cases} \tag{5}$$

4) 多级准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq v \\ \frac{1}{2}, & v < d_j(a_1, a_2) \leq w \\ 1, & d_j(a_1, a_2) > w, \end{cases} \tag{6}$$

5) 无差别区间的 V 型准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq v \\ \frac{d_j(a_1, a_2) - v}{w - v}, & v < d_j(a_1, a_2) \leq w \\ 1, & d_j(a_1, a_2) > w, \end{cases} \quad (7)$$

6) 高斯准则

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & d_j(a_1, a_2) \leq 0 \\ 1 - e^{-\frac{d_j^2(a_1, a_2)}{2r^2}}, & d_j(a_1, a_2) > 0, \end{cases} \quad (8)$$

其中 v, w 和 r 为预先设置的参数.

这六种偏好函数几乎覆盖了所有的实际情况. 本文的属性值以概率语言集的形式给出, 而每一个概率语言集中包含了不同的语言术语, 且每个语言术语的概率分布各不相同, 故无法对两个属性值直接相减, 因而不能直接使用以上各种准则计算方案在属性上的偏好值, 需对上述方法进行改进. 将 $d_j(a_1, a_2)$ 改为 $a_{1,j}$ 优于 $a_{2,j}$ 的概率, 即 $p(a_{1,j} > a_{2,j})$, 并以 $p(a_{1,j} > a_{2,j})$ 是否大于 0.5 作为一个分界线, 即

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & p(a_{1,j} > a_{2,j}) \leq 0.5 \\ 1, & p(a_{1,j} > a_{2,j}) > 0.5. \end{cases} \quad (9)$$

为简化陈述, 本文以一般准则为例进行说明, 在实际决策中应用何种偏好函数需视具体问题而定.

例 4 设 $a_{1,1} = \{s_0(0.25), s_1(0.5), s_2(0.25)\}$, $a_{2,1} = \{s_0(0.67), s_1(0.33)\}$, 则 $p(a_{1,1} > a_{2,1}) = 0.5 \times 0.67 + 0.25 \times 1 = 0.585 > 0.5$, 所以 $P_1(a_1, a_2) = 1$.

3.2 计算各方案两两比较的优先指数

定义 7^[17] 当方案的评估信息用概率语言集表示时, 方案 a_1 对方案 a_2 的优先指数为

$$\pi(a_1, a_2) = \sum_{j=1}^m P_j(a_1, a_2) \omega_j, \quad (10)$$

其中 m 代表属性的个数, ω_j 代表属性 u_j 的权重.

同理可得

$$\pi(a_2, a_1) = \sum_{j=1}^m P_j(a_2, a_1) \omega_j, \quad (11)$$

其中 $\pi(a_1, a_2)$ 表示在全部属性下方案 a_1 优于方案 a_2 的程度, $\pi(a_2, a_1)$ 表示在全部属性下方案 a_2 优于方案 a_1 的程度. 由于在某些属性下, 方案 a_1 优于方案 a_2 , 而在另一些属性下方案 a_2 优于方案 a_1 , 故 $\pi(a_1, a_2)$ 和 $\pi(a_2, a_1)$ 通常都是正数, 且满足

$$\begin{cases} \pi(a_1, a_1) = 0 \\ 0 \leq \pi(a_1, a_2) \leq 1 \\ 0 \leq \pi(a_2, a_1) \leq 1 \\ 0 \leq \pi(a_1, a_2) + \pi(a_2, a_1) \leq 1, \end{cases} \quad (12)$$

同时

$$\begin{cases} \pi(a_1, a_2) \approx 0 \text{ 表示方案 } a_1 \text{ 弱优于方案 } a_2 \\ \pi(a_1, a_2) \approx 1 \text{ 表示方案 } a_1 \text{ 强优于方案 } a_2. \end{cases} \quad (13)$$

3.3 确定净流量

定义 8^[17] 当方案的评估信息用概率语言集表示时, 方案 a_i 的流出量为

$$\phi^+(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{i,x \in A} \pi(a_i, a_x), \quad (14)$$

流出量表示方案 a_i 优于方案集 A 中其它 $(n-1)$ 个方案的程度, $\phi^+(a_i)$ 的值越大, 方案 a_i 越优.

定义 9^[17] 当方案的评估信息用概率语言集表示时, 方案 a_i 的流入量为

$$\phi^-(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{i,x \in A} \pi(a_x, a_i), \quad (15)$$

流入量表示方案集 A 中其它 $(n-1)$ 个方案优于方案 a_i 的程度, $\phi^-(a_i)$ 的值越小, 方案 a_i 越优.

定义 10^[17] 当方案的评估信息用概率语言集表示时, 方案 a_i 的净流量为

$$\phi(a_i) = \phi^+(a_i) - \phi^-(a_i). \quad (16)$$

净流量结合了流出量与流入量, 故 $\phi(a_i)$ 的值越大, 方案 a_i 越优. 最后可以通过比较各方案的净流量 $\phi(a_i)$ 的大小来得出所有方案的完备序².

3.4 概率语言 PROMETHEE 多属性群决策方法

对于某一属性值为概率语言集的多属性群决策问题, 设 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 和 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_t\}$ 分别为方案集, 属性集和决策者集; $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t\}$ 为决策者的权重向量, 其中 $\lambda_k = [0, 1]$, $k = 1, 2, \dots, t$, $\sum_{k=1}^t \lambda_k = 1$. 设决策者 $d_k \in D$ 给出方案 $a_i \in A$ 在属性 $u_j \in U$ 下的概率语言集 $L(p)$, 从而构成决策矩阵 R_k .

步骤 1 根据各决策者的权重将其评估结果进行加权集结, 得到群决策矩阵 R_G , 并将 R_G 中的概率语言集 $L(p)$ 标准化, 得到标准化的概率语言集 $\dot{L}(p)$ 及对应的概率标准化群决策矩阵 N_G .

步骤 2 利用 PROMETHEE 方法的一般准则的改进形式, 对方案在属性 u_j 下的评估进行两两比较, 并结合属性权重计算出各方案两两比较的优先指数(以方案 a_1, a_2 为例)

$$P_j(a_1, a_2) = \begin{cases} 0, & p(a_{1,j} > a_{2,j}) \leq 0.5 \\ 1, & p(a_{1,j} > a_{2,j}) > 0.5, \end{cases} \quad (17)$$

$$\pi(a_1, a_2) = \sum_{j=1}^m P_j(a_1, a_2) \omega_j. \quad (18)$$

步骤 3 通过每个方案的流出量与流入量计算出方案 a_i 的净流量(以方案 a_1 为例)

$$\phi^+(a_1) = \frac{1}{n-1} \sum_{x=2}^n \pi(a_1, a_x), \quad (19)$$

$$\phi^-(a_1) = \frac{1}{n-1} \sum_{x=2}^n \pi(a_x, a_1), \quad (20)$$

$$\phi(a_i) = \phi^+(a_i) - \phi^-(a_i). \quad (21)$$

步骤 4 根据 $\phi(a_i)$ 的值对所有方案进行排序并选出最优方案.

对决策者来说, 根据其偏好对方案进行评估非常容易. 因为概率语言集允许决策者用多个语言术语来表示对一个方案的偏好程度, 而且每个语言术语的概率分布也没有限制. 即使决策者因为一些原因, 不能或不愿意表达自己的评估信息, 也是被允许的. 可以说, 概率语言集考虑了评估过程中所有可能出现的情况,

²在误差范围内(某些过程取值因四舍五入导致误差), 所有方案的净流量总和为 0. 此结论可用于结果的检验.

不会对决策者的评估进行任何限制。

利用决策者决策结果得到概率标准化群决策矩阵后,再根据具体情况(例如要求定量分析的程度、往年的数据等)选择对应的偏好函数,结合属性权重对各方案进行两两比较,得到其优先指数.在已知每个语言术语概率分布的情况下,利用概率语言 PROMETHEE 方法,很容易计算出方案的完备序.由此可以看出,概率语言 PROMETHEE 方法操作简单,且具有很高的可行性.

作为一个新兴的语言集,概率语言集目前适用的决策方法较少.相比现有的概率语言决策方法,概率语言 PROMETHEE 方法的优势较多.本文将在下文的案例中对概率语言 PROMETHEE 方法与概率语言加权算子进行具体的比较分析.

4 案例分析

改革开放以来,我国的医疗卫生事业得到了迅猛发展,医疗管理已从过去的经验管理逐渐过渡到科学的现代化管理模式.患者满意度测评是现代医疗管理的一个重要方面.由于长期以来我国医患关系的紧张以及“新医改”后医疗服务行业竞争环境的变化.随着“生物医学”模式向“生物-心理-社会”医学模式转变,医疗服务观念也从“以治疗为中心”向“以病人为中心”转变.医疗服务机构越来越在意患者的感受.因此,针对患者的满意度进行测评受到了医疗机构的普遍重视.患者满意度测评对于提升医疗服务质量、减少医患纠纷、构建和谐医患关系具有重要意义.患者满意度的评价内容不仅包含了对医院后勤、环境与膳食等一系列服务的评价,更包括了对医疗技术和医院管理的“非专业评价”,虽然此类评价从专业角度来看有时不完全准确,但其评价的结果往往影响患者的就医选择.据相关资料显示^[24],将患者测评结果记入医护人员量化考核中,会使医疗纠纷发生率和投诉率明显降低,同时会缩短平均住院天数,减少住院费用.

在我国,患者满意度测评已经为大多数医院所接受,并作为医院日常管理的一项基本工作^[25].但不可否认的是,在对患者进行满意度调查的过程中,存在很多问题严重影响调查结果的准确性.其中一个比较重要的问题就是患者在对医疗机构进行满意度测评时不能给出精确的判断,例如在对医护人员的医风医德、医疗护理质量等指标的进行评估时,很难给出一个具体的数值.这种伴随着评价过程而存在的模糊性是人们对社会信息处理过程的基本特征的必然反映.为使测评的可信度和合理性提高,不但不应该回避测评的主观模糊性,反而应把它充分反映出来.因此对医疗机构进行满意度测评时,一般直接用“满意”、“一般”与“不满意”等语言形式给出,评价结果较为理想.

例 5 某市为了激励各医疗机构重视患者的感受,提升患者满意度,打算在全市范围内选出一个患者满意度最高的医疗机构.在经过重重筛选后,有四家医疗机构 $a_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 进行最后角逐.现有四个由相关专业人士组成的评判小组 $d_k (k = 1, 2, 3, 4)$ (各小组权重相同,皆为 $\lambda = 0.25$) 拟从 4 项评判指标: u_1 表示医德医风; u_2 表示医疗护理质量; u_3 表示医疗费用负担; u_4 表示环境及卫生(各指标权重为 $\omega_1 = 0.3, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0.2, \omega_4 = 0.2$) 对四家医疗机构进行评判,其中语言术语集 $S = \{s_{-3}, \dots, s_3\} = \{\text{非常不满意, 不满意, 较不满意, 一般, 较满意, 满意, 非常满意}\}$.评判小组利用语言术语集 S 对该市的 4 家医疗机构的评判结果如下(“-”处表示因为某些原因,评判小组不能或是不愿意给出相应的评估值).

下面利用概率语言 PROMETHEE 多属性群决策方法来确定患者满意度最高的医疗机构.

步骤 1 将四个评判小组的评估结果进行集结(表 1~表 4),得到群决策矩阵 R_G (表 5),并将 R_G 中的概率语言集 $L(p)$ 标准化,得到标准化的概率语言集 $\hat{L}(p)$ 及对应的概率标准化群决策矩阵 N_G (表 6).

表 1 评判小组 d_1 给出的决策矩阵 R_1

Table 1 The decision matrix R_1 provided by the DM d_1

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	s_3	s_2	s_0	s_1
a_2	s_2	s_1	s_3	s_3
a_3	s_1	-	s_2	s_2
a_4	s_2	s_1	s_2	s_1

表 2 评判小组 d_2 给出的决策矩阵 R_2

Table 2 The decision matrix R_2 provided by the DM d_2

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	s_3	s_3	s_1	s_2
a_2	s_2	s_1	-	s_2
a_3	s_1	s_0	s_1	s_3
a_4	s_3	s_1	s_2	s_2

表 3 评判小组 d_3 给出的决策矩阵 R_3

Table 3 The decision matrix R_3 provided by the DM d_3

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	s_3	s_2	s_1	s_1
a_2	s_2	s_2	s_2	s_3
a_3	s_2	s_1	s_3	—
a_4	s_2	s_2	s_2	s_2

表 4 评判小组 d_4 给出的决策矩阵 R_4

Table 4 The decision matrix R_4 provided by the DM d_4

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	s_3	s_2	s_2	s_1
a_2	s_1	s_2	s_2	s_3
a_3	s_2	s_1	s_2	s_3
a_4	s_2	s_2	—	s_3

表 5 群决策矩阵 R_G

Table 5 The decision matrix R_G of the group

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	$\{s_3(1)\}$	$\{s_2(0.75), s_3(0.25)\}$	$\{s_0(0.25), s_1(0.5), s_2(0.25)\}$	$\{s_1(0.75), s_2(0.25)\}$
a_2	$\{s_1(0.25), s_2(0.75)\}$	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_2(0.5), s_3(0.25)\}$	$\{s_2(0.25), s_3(0.75)\}$
a_3	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_0(0.25), s_1(0.5)\}$	$\{s_1(0.25), s_2(0.5), s_3(0.25)\}$	$\{s_2(0.25), s_3(0.5)\}$
a_4	$\{s_2(0.75), s_3(0.25)\}$	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_2(0.75)\}$	$\{s_1(0.25), s_2(0.5), s_3(0.25)\}$

表 6 概率标准化群决策矩阵 N_G

Table 6 The normalized decision matrix N_G of the group

医疗机构(a_i)	u_1	u_2	u_3	u_4
a_1	$\{s_3(1)\}$	$\{s_2(0.75), s_3(0.25)\}$	$\{s_0(0.25), s_1(0.5), s_2(0.25)\}$	$\{s_1(0.75), s_2(0.25)\}$
a_2	$\{s_1(0.25), s_2(0.75)\}$	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_2(0.67), s_3(0.33)\}$	$\{s_2(0.25), s_3(0.75)\}$
a_3	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_0(0.33), s_1(0.67)\}$	$\{s_1(0.25), s_2(0.5), s_3(0.25)\}$	$\{s_2(0.33), s_3(0.67)\}$
a_4	$\{s_2(0.75), s_3(0.25)\}$	$\{s_1(0.5), s_2(0.5)\}$	$\{s_2(1)\}$	$\{s_1(0.25), s_2(0.5), s_3(0.25)\}$

$$\dot{L}(p) = \{L^{(q)}(\dot{p}^{(q)}) | q = 1, 2, \dots, N_L\},$$

步骤 2 利用 PROMETHEE 方法的一般准则的改进形式对四个医疗机构在不同指标下的评估结果进行两两比较, 并结合指标权重计算出各医疗机构两两比较的优先指数, 结果见表 7.

表 7 各医疗机构的优先指数

Table 7 The preference indices of medical institutions

	a_1	a_2	a_3	a_4
a_1	0.0	0.6	0.6	0.6
a_2	0.4	0.0	0.3	0.2
a_3	0.4	0.0	0.0	0.2
a_4	0.4	0.0	0.6	0.0

步骤 3 通过上述结果, 计算出每家医疗机构的流出量与流入量, 最后得出每家医疗机构的净流量, 结果见表 8.

表 8 各医疗机构的流量

Table 8 The outranking flows of medical institutions

	$\phi^+(a_i)$	$\phi^-(a_i)$	$\phi(a_i)$
a_1	0.6	0.4	0.2
a_2	0.3	0.2	0.1
a_3	0.2	0.5	-0.3
a_4	0.3	0.3	0.0

注: 四个医疗机构的净流量总和 $\phi_{\text{总}} = \phi(a_1) + \phi(a_2) + \phi(a_3) + \phi(a_4) = 0$, 证明计算结果正确.

步骤 4 利用净流量 $\phi(a_i)$ 对医疗机构进行排序和择优, 可得

$$\phi(a_1) > \phi(a_2) > \phi(a_4) > \phi(a_3), \tag{22}$$

故 a_1 为患者满意度最高的医疗机构.

概率语言加权平均算子(PLWA operator)方法^[16]也可以应用于本文所研究的概率语言多属性决策问题. 本文将该方法用来确定例5中患者对医疗机构的满意度, 得到了与本文采用的方法相同的结果.

用PLWA算子方法^[16]求解例5的过程是, 按本文方法的步骤1得到概率标准化群决策矩阵(N_G), 然后对此矩阵进行基数的标准化, 生成基数标准化群决策矩阵(N'_G), 对矩阵 N'_G 的概率语言集按概率的大小降序排序, 得到降序标准化群决策矩阵(N''_G), 再将PLWA算子作用于矩阵 N''_G 中的概率语言项(参见文献[16]中的式(15)), 得到各医疗机构的综合属性值, 最后计算出各方案的期望值, 最高期望值所对应的医疗机构即为患者满意度最高的机构, (求解过程中产生的数据结果从略).

上述过程表明, 用概率语言PROMETHEE方法和概率语言加权平均算子两种方法得出的结果相同. 但是, 较概率语言PROMETHEE方法而言, PLWA算子方法更加繁琐, 需要对群决策矩阵进行基数的标准化和语言术语的降序排列, 而这些步骤在使用概率语言PROMETHEE方法时都可以省略. 同时和所有求平均值方法一样, 概率语言加权平均算子会受一些过高或过低的极值的影响, 而概率语言PROMETHEE方法因为偏好函数的存在, 可以尽可能消除极值的影响, 从而增加决策结果的合理性. 另外用PLWA算子得到的最终结果不能反映出语言术语的概率分布, 相当于将概率语言集退化为犹豫模糊语言集, 最后通过期望, 对综合属性值简单平均得到最终结果. 这样的逻辑思路并不能得到广泛的认可. 相比之下, 概率语言PROMETHEE方法思路清晰, 计算简单; 最后所有方法的净流量的总和为0, 具有很好的自检性; 6个偏好函数几乎涵盖所有的实际情况, 运用时可以视具体情况任选其一, 将定性分析与定量计算很好的结合. 综上所述, 概率语言PROMETHEE方法较概率语言加权平均算子更优.

5 结束语

本文使用概率语言集, 很好地解决了在决策时决策者对某一方案给出多个概率不同的语言术语和不同比例的决策者给出不同评估结果的问题, 并允许决策者因为一些原因不能或不愿意给出评估结果而导致概率信息不完整的情况存在. 此外, 利用概率语言PROMETHEE方法对决策结果进行集结, 通过净流量的大小来对各个方案进行排序和择优, 较好地解决了属性值为概率语言术语带来的不可比问题.

作为一种表示偏好信息的新形式, 概率语言集具有很高的可行性, 结合概率语言PROMETHEE方法, 使决策的结果更加合理. 如何将概率语言集与其它的多属性决策方法相结合, 增加决策的准确性, 也是未来的一个很好的研究方向.

参考文献:

- [1] 梁霞, 姜艳萍. 考虑后悔行为的具有二元期望的随机多属性决策方法. 系统工程学报, 2015, 30(6): 719-727.
Liang X, Jiang Y P. Method of stochastic multi-attribute decision making with 2-tuple aspirations considering regret behavior. Journal of Systems Engineering, 2015, 30(6): 719-727. (in Chinese)
- [2] 王伟鑫, 葛显龙, 王旭, 等. 基于关键链的非抢占式多项目调度多属性优化. 系统工程学报, 2016, 31(5): 689-699.
Wang W X, Ge X L, Wang X, et al. Multi-attribute optimization for non-preemptive multi-project scheduling based on critical chain. Journal of Systems Engineering, 2016, 31(5): 689-699. (in Chinese)
- [3] 陈圣群, 王应明, 施海柳. 多属性匹配决策的等级置信度融合法. 系统工程学报, 2015, 30(1): 25-33.
Chen S Q, Wang Y M, Shi H L. Rank belief degrees fusion method for multi-attribute matching decision-making. Journal of Systems Engineering, 2015, 30(1): 25-33. (in Chinese)
- [4] Herrera F, Herrera-Viedma E, Verdegay J L. A model of consensus in group decision making under linguistic assessments. Fuzzy Sets Systems, 1996, 78(1): 73-87.
- [5] Xu Z S. Linguistic Decision Making: Theory and Methods. Beijing: Science Press; Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 1-189.
- [6] 王欣荣, 樊治平. 一种基于语言评价信息的多指标群决策方法. 系统工程学报, 2003, 18(2): 173-176.
Wang X R, Fan Z P. Approaches to multiple attribute group decision making with linguistic assessment information. Journal of Systems Engineering, 2003, 18(2): 173-176. (in Chinese)

- [7] 乐琦, 樊治平. 具有多粒度不确定语言评价信息的多属性群决策方法. 控制与决策, 2010, 25(7): 1059–1062.
Yue Q, Fan Z P. Method for solving multiple attribute group decision-making problems with multi-granularity uncertain linguistic assessment information. Control and Decision, 2010, 25(7): 1059–1062. (in Chinese)
- [8] Rodríguez R M, Martínez L, Herrera F. Hesitant fuzzy linguistic terms sets for decision making. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2012, 20(1): 109–119.
- [9] Torra V. Hesitant fuzzy sets. International Journal of Intelligent Systems, 2010, 25(6): 529–539.
- [10] Liao H C, Xu Z S, Zeng X J, et al. Qualitative decision making with correlation coefficients of hesitant fuzzy linguistic term sets. Knowledge-Based Systems, 2015, 76: 127–138.
- [11] Wei C P, Zhao N, Tang X J. Operators and comparisons of hesitant fuzzy linguistic term sets. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(3): 575–585.
- [12] Liao H C, Xu Z S, Zeng X J. Distance and similarity measures for hesitant fuzzy linguistic term sets and their application in multi-criteria decision making. Information Sciences, 2014, 271: 125–142.
- [13] Liao H C, Xu Z S, Zeng X J. Hesitant fuzzy linguistic VIKOR method and its application in qualitative multiple criteria decision making. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 23(5): 1343–1355.
- [14] Zhu B, Xu Z S. Consistency measures for hesitant fuzzy linguistic preference relations. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(1): 35–45.
- [15] 刘佳鹏, 廖貅武, 杨娜. 基于模糊偏好关系的多准则群决策分类方法. 系统工程学报, 2014, 29(1): 8–20.
Liu J P, Liao X W, Yang N. Multiple criteria sorting method based on fuzzy preference relations in group decision contexts. Journal of Systems Engineering, 2014, 29(1): 8–20. (in Chinese)
- [16] Pang Q, Wang H, Xu Z S. Probabilistic linguistic term sets in multi-attribute group decision making. Information Sciences, 2016, 369: 128–143.
- [17] Brans J P, Mareschal B. PROMETHEE Methods. Berlin Heidelberg: Springer, 2005: 163–186.
- [18] Bagherikahvarin M, Smet Y D. A ranking method based on DEA and PROMETHEE II (a rank based on DEA & PR. II). Measurement, 2016, 89: 333–342.
- [19] Lolli F, Ishizaka A, Gamberini R, et al. Waste treatment: an environmental, economic and social analysis with a new group fuzzy PROMETHEE approach. Clean Technologies and Environment Policy, 2016, 18(5): 1317–1332.
- [20] Wu Y N, Yang M, Zhang H B, et al. Optimal site selection of electric vehicle charging stations based on a cloud model and the PROMETHEE method. <https://www.mdpi.com/1996-1073/9/3/157/htm>.
- [21] Wei L, Yuan Z X, Yan Y Y, et al. Evaluation of energy saving and emission reduction effect in thermal power plants based on entropy weight and PROMETHEE method // The 28th Chinese Control and Decision Conference. Yinchuan, 2016: 143–146.
- [22] Liao H C, Xu Z S. Multi-criteria decision making with intuitionistic fuzzy PROMETHEE. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2014, 27(4): 1703–1717.
- [23] Xu Z S. Uncertain Multi-attribute Decision Making Methods and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2015: 249–250.
- [24] 陆玉玲. 患者满意度测评在医院管理中的应用价值. 黑龙江医学, 2015, 39(2): 221–222.
Lu Y L. Application value of patient satisfaction survey application in hospital management. Heilongjiang Medical Journal, 2015, 39(2): 221–222. (in Chinese)
- [25] 侯胜田, 张永康. 基于管理改进视角的医院患者满意度测评研究. 中国医院管理, 2012, 32(5): 45–48.
Hou S T, Zhang Y K. Research on patient satisfaction measurement based on the perspective of hospital management improvement. Chinese Hospital Management, 2012, 32(8): 45–48. (in Chinese)

作者简介:

徐泽水(1968—), 男, 安徽南陵人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 决策理论与技术, Email: xuzeshui@263.net;

罗书琴(1996—), 女, 四川广元人, 硕士生, 研究方向: 决策理论与方法, Email: luo.shuqin@foxmail.com;

廖虎昌(1989—), 男, 湖北荆州人, 博士, 副研究员, 研究方向: 决策理论与方法等, Email: liaohuchang @ 163.com.