文章编号: 1001-0920 (2016) 04-0577-09 DOI: 10.13195/j.kzyjc.2015.0104

基于信任机制的不完全信息大群体决策方法

徐选华, 王 兵, 周艳菊

(中南大学 商学院，长沙 410083)

摘 要: 针对不完全偏好信息大群体决策问题, 引入访问控制中的信任机制, 建立直接信任度与推荐信任度, 提出一种基于信任机制的补值方法; 分析了基于距离相似度存在的问题, 定义了一种新的距离相似度, 并与余弦相似度结合, 构建了决策偏好二元相似度的相聚模型; 利用聚类方法求解决策成员的权重, 并与补值后的完整偏好矩阵进行合成, 求得决策方案排序. 最后, 利用一个现有的文献案例验证了所提出方法的有效性和优越性.

关键词: 信任机制；不完全信息；大群体；群决策

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Method for large group decision making with incomplete decision preference information based on trust mechanism

XU Xuan-hua, *WANG Bing*, *ZHOU Yan-ju*

(School of Business，Central South University，Changsha 410083，China．Correspondent：XU Xuan-hua，E-mail: xuxh@csu.edu.cn)

Abstract: For the large group decision making problem with incomplete decision preference information, the trust mechanism belonging to the access control is introduced, the direct trust degree and recommendation trust degree are established, and a compensation method based on the trust mechanism is proposed. With analyzing the problems of previous distance similarity, a new distance formula of similarity is proposed, which is combined with the cosine similarity, and a 2-tuple similarity model to clustering is established. Based on the proposed clustering model, the decision makers’weight is solved by using the clustering method, and the decision ranking is obtained by the synthesis of weights and the complete preference matrix. Finally, an existing literature case is given to illustrate the effectiveness and advantage of the proposed method.

Keywords: trust mechanism；incomplete preference information；large group；group decision-making

0 引 言

对于复杂决策问题, 群体决策因其特有的优势得到了越来越多的重视. 群决策最大的优势是集结了各个领域专家的智慧, 有助于得到更科学的决策结果. 但是, 群决策带来益处的同时也带来了一些困难, 特别是大群体意见的协调与偏好形式的异质性. 大群体中决策人员的知识背景、经验和价值观等都不同, 导致他们看待问题和考虑问题的角度会有所不同, 以致在决策过程中易形成冲突的意见. 为了使决策结果获得较好的一致性, 就需要对这些冲突意见进行协调. 另外, 对于同一决策问题, 不同的决策者给出的偏好形式可能各不相同, 有区间数、模糊数、效用值、判断矩阵、语言值等, 这也给实际决策带来了困难. 目前, 很多学者对此作了研究, 并取得了丰硕的成果[1-5].

然而, 随着决策问题日趋复杂, 加上专家知识结构的不同和判断能力的差异, 群决策中另一个比较现实的问题是, 不完全信息 (即存在残缺值) 情形下的群决策. 特别是在群体规模庞大、成员分布广泛的复杂大群体决策中, 专家们更多的时候只对其中部分方案作出决策, 给出部分偏好信息, 这使得基于完全信息的一些决策方法失去了效用. 目前关于不完全偏好信息的大群体决策问题的研究并不是很多.

D-S 证据理论自 1967 年被 Dempster[6]提出, 并由 Shafer[7]等后人对其进行了推广和完善, 使得证据理

收稿日期: 2015-01-24；**修回日期:** 2015-05-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71171202, 71171201).

作者简介: 徐选华(1962−), 男, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与方法、信息系统与决策支持系统、应急管理与决策等研究；王兵(1989−), 男, 硕士生, 从事决策理论与方法、应急管理与决策的研究.

论逐渐发展成为一种重要的不确定性推理方法. 文献[8]针对不完全信息的多属性决策问题提出了一种DS/AHP方法, 该方法可以从不完全决策矩阵中识别出所有可能的焦元, 然后计算识别出焦元的基本信度赋值与各个方案的信度区间, 最后根据方案的信度区间进行排序. 但此种方法的方案排序并不稳定, 因此姚爽等[9]对D-S证据理论的方法进行了一些改进, 重新进行焦元识别, 计算基本可信度分配, 进行证据合成, 并根据信度函数作出决策. 然而, 基于证据理论的方法存在着其本身固有的局限性: 1) 证据理论的一个基本假设是鉴别框架中命题必须是相互排斥的, 在多方案决策问题中, 将各个方案视为是相互排斥的, 这显然是不够合理的; 2) 证据理论中的基本信度赋值 $m(\cdot)$ 是从鉴别框架的幂集到[0,1]的一个映射, 而幂集的子集个数为对应的焦元个数, 这在计算上会存在指数爆炸问题. 而多属性多方案的群决策问题, 特别是大群体决策问题, 其中参与决策的专家一般超过11人[10], 显然, 证据理论的推理方法不能有效地解决此类问题.

对于不完全信息决策的另一种思路是将这种不完全信息转化为完全信息[11-16]. 由于从不完整的数据集中获得所需信息比完整的数据集困难, 文献[11]运用粗糙集理论, 将不完整的数据集转化为完整的数据集, 并提出一种新的学习算法, 能够在学习过程中从不完整的数据集中获得规则和一些评价信息; 而Scheffer[12]则用数理统计的方法将不完全信息转化为完全信息; 当给出的偏好信息是互补判断矩阵形式时, 文献[13]利用残缺互补判断矩阵的积型一致性, 将残缺矩阵拓展为完整的互补判断矩阵, 然后采用了一种交互式的群决策方法; 徐选华等[16]针对多方案排序问题, 在偏好信息为实数值时, 通过区间数的转化, 完成残缺值的补值, 并用聚类求权重的方法最终完成方案的排序. 但是, 上述的转化方法都存在的一个共同问题是没有从决策者自身角度来考虑问题, 将不完全信息转化为完全信息过程中存在的一些强制性条件并不一定能被决策者从心理上接受. 为此, 本文提出一种基于信任机制的不完全信息下的大群体决策方法, 因为人们在自己不清楚或是没有把握的情况下, 更愿意接受自己最信任的人的建议[17].

在对大群体进行相关决策时, 通常需要对决策成员进行聚类, 使得决策群体形成比较一致的决策结果, 而成员偏好信息相似性测度则是聚类的基础[18]. Mao等[19]分别利用欧氏距离和马氏距离建立两个数据集之间的相似度; Groenen等[20]将其拓展为基于明氏距离的相似度, 并在此基础上提出了一种模糊聚类算法. 然而, 基于距离的相似度都存在一个不稳定性问题, 故Nguyen等[21]提出了基于余弦的相似度; Ye[22]对余弦相似度进行了改进, 并提出直觉模糊集之间的余弦相似度; Chiclana等[23]则利用非参数的威尔科克森统计检验对群决策中的各种相似度进行比较分析. 虽然目前对于这两种相似度的应用比较广泛, 但它们都有着自身的局限性, 使得聚类结果失去一定的效果, 因此有必要对其进行重新研究以获得更好的聚类效果.

信任管理的提出是为了解决信息技术领域中所面临的一个问题——访问控制, 即授权问题. 本文将信任管理的思想引入大群体决策问题中, 在决策者的偏好信息存在残缺值时, 通过对决策者的综合信任度(包括直接信任度和推荐信任度)评价, 确定自己最信任的人, 将他的决策信息作为自己的残缺决策信息, 这样既不会因为偏好信息存在残缺而导致决策计算方法的失效, 又不会丢失那些因存在残缺值而舍弃的决策信息. 而且, 选择最信任的人提供的建议, 更加符合实际情况, 决策者从心理上也更加愿意接受.

1 基于位置和趋势的决策偏好二元相似度建模

在对决策成员的偏好信息进行聚类时, 关键的一步是决策偏好相似度的计算. 目前对相似度的度量主要是基于以下两种方法: 余弦相似度和距离(欧氏距离、曼哈顿距离等)相似度. 前者是将决策成员的偏好信息看成是多维空间中的矢量, 以矢量之间夹角的余弦值来度量决策成员之间的相似程度; 而基于距离的相似度则将偏好信息看成多维空间中的点, 以两点之间距离的远近来度量决策成员之间的相似程度. 然而, 余弦相似度只考虑了矢量之间方向上的相似性(即偏好趋势的相似性), 没有考虑两者在空间"位置"上的相似性, 这使得当两个矢量"共线"时, 无论它们之间的距离有多远, 其相似度永远都为1, 这显然是不合理的; 同样, 基于距离的相似度也存在着其片面性, 基于距离的相似度虽然考虑了两者之间的"位置"关系, 却忽视决策者偏好趋势上的相似性(即方向上的相似性), 使得基于距离相似度的聚类结果永远是"球类簇", 而聚类形成的"类簇"应该是任意形状的. 在对决策者的偏好信息进行聚类时, 应既考虑"位置"的相似性, 又考虑偏好趋势的相似性. 因此, 应该可以将这两种相似性度量方法进行结合, 构建基于这两种度量方法的综合二元相似度.

与余弦相似度不同的是, 基于距离的相似度没有一个统一的度量标准, 目前主要的做法是对其进行简单的归一化处理, 即 $\mathrm{sim}(X,Y)=\dfrac{1}{1+d(X,Y)}$, 其中 X、Y 为两个偏好矢量. 考虑某决策问题, 专家对其进

行决策时, 其决策值一般都会有一个确定的范围, 因此可以认为该问题的决策空间是封闭的. 在该决策空间中, 归一化后的距离相似度公式依然存在问题: 1) 这两种度量方法是在同一决策空间中度量同一对偏好矢量的相似程度, 但两者的度量标准不一致; 2) 同一决策空间中, 基于距离的相似度的度量范围是不确定的. 例如, 利用距离相似度计算两个偏好矢量之间的相似度时, 决策值范围在 [0,1] 与决策值范围在 [0,10] 之间所得到的结果是不一样的 (因为两个范围下的距离不同). 而上面存在的问题会对两种相似度度量方法的结合造成困难, 尤其是距离相似度公式度量范围的不确定性, 因此有必要对其进行一些改进.

以欧氏距离为例, 由于决策问题的决策空间是封闭的, 该空间中任意两个决策者偏好矢量之间的欧氏距离的范围是确定的. 考虑某多方案多属性的决策问题 (P 个方案, N 个属性, M 个决策者), 假设属性值的范围是 $[\underline{v},\overline{v}]$ (不同类型的属性值可以通过标准化统一取值范围), v_j^{li} 表示决策者 i 对第 l 个方案的第 j 个属性的决策值 (其中 $\underline{v}\leqslant v_j^{li}\leqslant\overline{v}$), 则第 i 个决策成员对第 l 个决策方案的决策偏好矢量为 $V^{li}=(v_1^{li},v_2^{li},\cdots,v_N^{li})$, 决策成员 i_1 与 i_2 偏好矢量之间的欧氏距离为

$$d_{i_1i_2}=\sqrt{(v_1^{li_2}-v_1^{li_1})^2+(v_2^{li_2}-v_2^{li_1})^2+\cdots+(v_N^{li_2}-v_N^{li_1})^2},$$

$l=1,2,\cdots,P$, $i_1,i_2=1,2,\cdots,M$, 且 $i_1\neq i_2$. 由于 $\underline{v}\leqslant v_j^{li_1}\leqslant\overline{v}$、$\underline{v}\leqslant v_j^{li_2}\leqslant\overline{v}$, 即 $v_j^{li_1}-v_j^{li_2}\in[\underline{v}-\overline{v},\overline{v}-\underline{v}]$, $(v_j^{li_1}-v_j^{li_2})^2\in[0,(\overline{v}-\underline{v})^2]$, 可得欧氏距离的范围是 $0\leqslant d_{i_1i_2}\leqslant(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}$. 即决策群体中任意两个决策者偏好矢量之间距离的范围是 $[0,(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}]$, 其中 N 为属性个数, 也即是偏好矢量的维数. 为了使距离相似度与余弦相似度具有相同的度量标准, 且距离相似度的度量范围不随决策值范围的改变而改变, 定义如下基于距离的相似度公式:

$$\begin{aligned}\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d=1&-\frac{1}{2!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^2+\\&\frac{1}{4!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^4-\\&\frac{1}{6!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^6+\\&\frac{1}{8!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^8.\end{aligned}\qquad(1)$$

定理 1　在 $d_{i_1i_2}\in[0,(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}]$ 的情况下, 有 $0\leqslant\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d\leqslant1$.

证明

$$\begin{aligned}&\frac{\partial\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d}{\partial d_{i_1i_2}}=\\&-\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}\Big)+\\&\frac{1}{3!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^3\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}\Big)-\\&\frac{1}{5!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^5\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}\Big)+\\&\frac{1}{7!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^7\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}\Big)=\\&d_{i_1i_2}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}\Big)^2\Big\{\Big[\frac{1}{3!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^2-\\&1\Big]+\Big[\frac{1}{5!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^5\times\\&\Big(\frac{1}{42}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^2-1\Big)\Big]\Big\}.\end{aligned}$$

由 $d_{i_1i_2}\in[0,(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}]$, 可得 $\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\in\Big[0,\frac{\pi}{2}\Big]$, 故 $\frac{1}{3!}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^2-1<0$, 同理可得 $\frac{1}{42}\Big(\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\Big)^2-1<0$, 所以 $\frac{\partial\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d}{\partial d_{i_1i_2}}<0$, 即在 $d_{i_1i_2}\in[0,(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}]$ 上, $\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d$ 是关于 $d_{i_1i_2}$ 的减函数. 当 $d_{i_1i_2}=0$ 时, $\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d=1$; 当 $d_{i_1i_2}=(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}$ 时, $\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d=2.47\times10^{-5}\approx0$. □

以向量夹角为自变量的余弦相似度的度量方法, 其夹角范围是 $[0,\pi/2]$, 相似度范围是 $[0,1]$, 其度量的划分实际上是建立了 $[0,\pi/2]\rightarrow[0,1]$ 的一个一对一映射. 对于改进后的距离相似度公式, 由于 $\frac{\pi}{2(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}}d_{i_1i_2}\in[0,\pi/2]$, 式 (1) 是余弦函数的泰勒展开式 (选取了前 5 项, 若要更高的近似精度,可取多项), 是对余弦函数的近似表示. 因此, 它和余弦相似度有了近乎同一的度量划分标准. 其次, 即使同一决策空间中的决策值范围是变化的, 但由于 $(\overline{v}-\underline{v})\sqrt{N}$ 对距离 d_{ij} 的调节, 使得度量范围不再随决策值范围 $[\underline{v},\overline{v}]$ 的改变而改变, 而且改进后的距离相似度不受决策空间的影响, 即对于不同的决策空间, 其都有一个统一的度量标准.

如上所述, 在对决策者的偏好信息进行聚类时, 既要考虑决策者 "位置" 的相似性, 又要考虑决策者 "偏好趋势" 的相似性. 因此, 将距离相似度与余弦相似度相结合来构建基于这两者的二元相似度. 定义二元相似度如下:

$$\mathrm{sim}_{i_1i_2}=\omega^c\cdot\mathrm{sim}_{i_1i_2}^c+\omega^d\cdot\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d.\qquad(2)$$

其中: $i_1,i_2=1,2,\cdots,M$; $\mathrm{sim}_{i_1i_2}$ 为决策者 i_1 与 i_2 的二元相似度; $\mathrm{sim}_{i_1i_2}^c$ 为两者的余弦相似度, $\mathrm{sim}_{i_1i_2}^d$ 为两者的距离相似度; ω^c 和 ω^d 分别为余弦相似度和距离相似度所对应的权重, 且 $\omega^c+\omega^d=1$. 在实际决策中, 对于不同的决策问题和数据类型, 可以赋予两者不同的权重. 当相似性度量中 "位置" 关系更为重要时, 赋予距离相似度更大的权重, 反之则赋予余弦相似度更大的权重.

2 方法原理

2.1 不完全偏好信息的大群体决策问题

设 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_P\}$ 为决策方案集, 其中 x_j 为第 j 个决策方案. 记决策群体为 $E=\{e_1,e_2,\cdots,e_M\}, M\geqslant 11$, 其中 e_i 为第 i 个决策成员. 群体 E 中的第 i 个决策成员关于第 j 个方案的决策值为 v_i^j, 且 $v_i^j\geqslant 0, i=1,2,\cdots,M, j=1,2,\cdots,P$. 由于决策者的知识背景、经验、判断能力等差异, 导致他们不对全部的方案或属性进行决策, 称之为不完全偏好信息大群体决策, 其构成的决策矩阵为残缺偏好矩阵, 记为

$$V=\begin{bmatrix} v_1^1 & v_1^2 & \ldots & - & \ldots & v_1^P \\ v_2^1 & v_2^2 & \ldots & v_2^j & \ldots & - \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_i^1 & - & \ldots & v_i^j & \ldots & v_i^P \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ - & v_M^2 & \ldots & v_M^j & \ldots & v_M^P \end{bmatrix},$$

其中“–”表示对应决策者没有对相应的方案进行评价. 由于偏好向量存在残缺元素, 这会对后续的决策结果造成一定的影响, 但如果直接舍去该决策人员的偏好向量, 这显然也是不合理的, 因为该决策人员对其他方案都给出了偏好信息. 为此, 可以对偏好向量中的残缺元素进行补值, 这样既可以防止因为舍弃含有残缺元素的偏好向量而丢失一些决策信息, 又可以消除残缺元素的存在而对后续的决策造成影响.

2.2 基于信任机制的补值方法

2.2.1 信任机制

在信息技术领域, 随着计算机网络和一些分布式系统支撑技术的飞速发展和普遍应用, 人们开发了越来越多的大规模的分布式系统, 这使得资源共享成为现在和未来的网络主流. 然而, 在面对各式各样的资源面前, 一个重要的问题就是如何进行有效的真伪鉴别及安全访问. Blaze 等[24]在 1996 年提出了一个信任管理的概念, 用授权委托的方法解决“陌生人”授权问题. 其基本思想是承认系统中安全信息的不完整性, 系统的安全决策需要依靠可信任第三方提供附加的安全信息[25]. 对于不完全偏好信息的大群体决策问题, 其偏好信息的缺失也会导致后续决策的不完整性. 因此, 可以通过可信任的人提供的偏好信息将不完全信息转化成完全信息, 满足后续决策的完整性要求.

信任, 是一种建立在自身知识和经验的基础上对对方作出的判断, 是一种实体与实体之间的主观行为, 与人们对客观事物的“相信 (believe)”有所不同. 信任是一种主观判断, 在本质上所有的信任都是主观的, 信任本身并不是事实或者证据, 而是关于所观察到的事实的知识. 相信对方, 存在着完全相信和部分相信, 也就是信任的程度, 定义为信任度, 它是对信任的定量表示, 也可称为信任值、信任程度、可信度等, 信任度取值越大, 表示信任的程度越大. 信任度空间是指信任度的取值空间 (范围), 这个空间一般是一个模糊逻辑定义的集合. 例如, 可以将信任度定义为在 [0,1] 上的值, 如果取值为 0, 则表示一点也不信任; 如果取值为 1, 则表示完全信任. 因为信任空间是模糊逻辑定义的集合, 因此不同定义的集合中的信任度赋值可以表示相同的信任程度. 例如, 信任空间 [0,1] 上的信任度为 0.1 所表示的信任程度与信任空间为 [0,100] 上的信任度为 10 所表示的信任程度是一样的.

信任是一种判断, 既有来自自身纯粹的主观判断, 也有来自第三方的推荐形成的判断, 因此可将信任度分为直接信任度和推荐信任度. 直接信任度是指实体根据直接的接触行为和一些历史记录而给出对另一个实体的信任程度, 记为 t_1; 推荐信任度表示实体通过第三方的间接推荐而形成对另一个实体的信任程度, 也称间接信任度, 记为 t_2. 而实体对实体最终的判断, 是形成在综合考虑这两种信任度的基础上, 即综合信任度. 目前, 对综合信任度的计算主要将直接信任度和间接信任度进行加权平均, 取两者权重都为 0.5, 记综合信任度为 T, 则 $T=(t_1+t_2)/2$[25].

在综合信任度中, 直接信任度是由专家自己根据对对方的直接接触或以前的认识等而主观给出的信任度. 例如, 当信度空间为 [0,1] 时, 对于专家 B 的直接信任度, 专家 A 给出的值为 $t_1=0.28$, 而推荐信任度是由第三方的推荐而形成的信任度, 假设第三方 C 给出的对于专家 B 的推荐信任度为 $t_2=0.34$, 那么专家 A 对专家 B 的综合信任度为 $T=(t_1+t_2)/2=(0.28+0.34)/2=0.31$.

2.2.2 基于均值相似度的间接信任度算法

间接信任度作为第三方推荐形成的信任度, 相对于信任主体而言, 具有一定的客观性. 而其中的“第三方”既可以是信任主体双方以外的第三方实体、第三方机构, 也可以是一些具有推荐作用的算法. 目前, 在信息技术领域 (特别是 P2P 网络中), 关于推荐信任度的计算方法有很多, 但它们基本建立在与信任主体双方有信任关系的第三方单个实体或实体链. 对于大群体决策问题, 若采用决策群体以外的第三方人员进行推荐, 则由于他们对决策问题和决策专家缺乏一定的了解, 会降低推荐的可靠性; 若采用决策群体内部专家间的相互推荐, 则会使推荐失去一定的客观性, 且易形成群体思维, 不利于最终的决策效果. 因此, 本文根据决策专家给出的部分数据信息, 提出一种基于均值相似度的间接信任度计算方法. 其基本思想是: 虽然大群体决策问题中参与决策的专家较多, 而且由于

他们之间知识背景等的不同, 会形成不同意见甚至是冲突意见, 但他们之间却存在一个共识——尽快获得一个大多数人都愿意接受的结果[26]. 而对于专家给出的决策值, 在没有其他评价标准的前提下, 离均值 (指参与决策的所有专家决策值的均值) 越近, 其被接受的可能性越大, 反之则越小. 因此, 可以据此来计算信任主体的间接信任度.

设 $A=(v_1,v_2,\cdots,v_m)$ 为一偏好矢量; μ 为矢量中元素的均值, 即 $\mu=\dfrac{1}{m}\sum\limits_{i=1}^{m}v_i$; $A'=(v_1{}',v_2{}',\cdots,v_m{}')$ 为偏好矢量 A 中的元素经过降序排列后的偏好矢量, 即 $v_j{}'\geqslant v_{j-1}{}', j=2,3,\cdots,m$. 则

$$s(v_i{}',\mu)=1-\frac{|v_i{}'-\mu|}{\sum\limits_{i}^{m}|v_i-\mu|} \tag{3}$$

为偏好均值相似度[27-28]. 令

$$p_i=\frac{s(v_i{}'-\mu)}{\sum\limits_{i}^{m}s(v_i{}',\mu)} \tag{4}$$

为对应专家偏好的可接受程度, 其中 $i=1,2,\cdots,m$.

p_i 越大, 表示对应专家偏好被接受的可能性越大, 相应专家的可信度也越大, 故可将 p_i 转化为间接信任度, 即 $t_{i2}=kp_i$. 其中: k 是调节因子, 使得 t_{i2} 的值满足相应的信任空间的要求; t_{i2} 是第 i 个专家获得的间接信任度.

2.2.3　残缺值的补值

在对残缺元素进行补值时, 即将不完全信息转化为完全信息. 为了使所补的值比较合理、符合实际情况、符合决策者的心理意愿, 本文基于信任机制来进行补值, 即对某一方案没有进行决策的成员采用他最信任的人 (即综合信任度最大的人, 且此人对该方案进行了决策) 所提供的偏好信息. 当存在一人对多人有相同的信任度时, 例如专家 A 对某两个专家的综合信任度值一样, 则采用这两个专家偏好值的均值作为专家 A 残缺偏好值的补值.

综合信任度包括直接信任度和推荐信任度. 直接信任主要是通过直接的接触行为而产生的判断, 故直接信任度由决策人员主观直接给出; 而推荐信任是由第三方推荐形成, 相对于信任主体而言, 该信任度是属于客观的, 可以利用基于均值相似度的方法求解, 即离均值越近, 其可信度越高, 接受它的可能性也越大, 这样既可以减小可能存在的异常值对可信度的确定造成的影响, 又比较符合人类的一般心理状态. 因此, 将该方法作为推荐的 "第三方", 形成相应的间接信任度.

在获得直接信任度和间接信任度之后, 将直接信任度和间接信任度进行加权平均, 即可得到综合信任度. 例如对某方案 p, 邀请了 15 个专家 (记专家集为 E) 对其进行决策, 由于知识背景不同等原因, 专家 i 和专家 j 没有对其进行决策. 为了方便起见, 记没有参与决策的专家集为 E'', 参与决策的专家集为 E', 则存在 $E'\bigcap E''=\varnothing$ 且 $E'\bigcup E''=E$, 那么该方案的偏好向量为 $V^p=(v_1^p,v_2^p,\cdots,v_{i-1}^p,-,v_{i+1}^p,\cdots,v_{j-1}^p,-,v_{j+1}^p,\cdots,v_{15}^p), i=1,2,\cdots,15, j=1,2,\cdots,15$, 且 $i\neq j$, "$-$" 表示为空值. 专家 i 和专家 j 对 E' 集合中的 13 个专家的直接信任度分别为 $t_1^i=(t_{1,1}^i,t_{2,1}^i,\cdots,t_{13,1}^i)$ 和 $t_1^j=(t_{1,1}^j,t_{2,1}^j,\cdots,t_{13,1}^j)$, 其中 t_{m1}^i 表示专家 i (未参与方案 p 的决策) 对方案 p 中参与决策的第 m 个专家的直接信任度赋值, $m\in E'$; 第三方 (本文即指基于均值相似度的间接信任度算法) 所推荐的间接信任度为 $t_2=(t_{1,2},t_{2,2},\cdots,t_{13,2})$, 其中 t_{n2} 表示第三方对方案 p 中参与决策的第 n 个专家的间接信度赋值, $n\in E'$. 则专家 i 和专家 j 所得到的综合信任度分别为 $T_i=(t_{1,1}^i+t_{1,2},\cdots,t_{13,1}^i+t_{13,2})/2$, $T_j=(t_{1,1}^j+t_{1,2},\cdots,t_{13,1}^j+t_{13,2})/2$. 假设专家 i 对专家 m 的综合信任度最高, 即 $\max(T_i)=(t_{m,1}^i+t_{m,2})/2$, 其残缺值的补值应为 $v_i^p=v_m^p$, 专家 j 对专家 n 的综合信任度最高, 其残缺值的补值应为 $v_j^p=v_n^p$. 那么补值之后专家关于方案 p 的偏好向量为 $V^p=(v_1^p,v_2^p,\cdots,v_{i-1}^p,v_m^p,v_{i+1}^p,\cdots,v_{j-1}^p,v_n^p,v_{j+1}^p,\cdots,v_m^p,v_n^p,\cdots,v_{15}^p)$. 为了便于区分, 令修正后的偏好向量为 $V^{p\prime}=(v_1^{p\prime},v_2^{p\prime},\cdots,v_{i-1}^{p}{}',v_m^{p}{}',v_{i+1}^{p}{}',\cdots,v_{j-1}^{p}{}',v_n^{p\prime},v_{j+1}^{p}{}',\cdots,v_m^{p}{}',v_n^{p\prime},\cdots,v_{15}^{p}{}')$.

按照此方法对剩余方案的偏好向量中存在的残缺值进行补值, 最终得到完整的偏好矩阵称之为修正矩阵, 记为

$$V'=\begin{bmatrix} v_1^{1\prime} & v_1^{2\prime} & \cdots & v_1^{P\prime} \\ v_2^{1\prime} & v_2^{2\prime} & \cdots & v_2^{P\prime} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_M^{1}{}' & v_M^{2}{}' & \cdots & v_M^{P}{}' \end{bmatrix}.$$

2.3　基于聚类的群体成员权重求解

2.3.1　群体成员偏好聚类

所有的残缺元素都完成补值后, 就需要确定所有专家的权重. 在复杂大群体中, 参与决策的人数较多, 在进行赋权时要特别考虑到成员较多这个因素, 因此采用基于偏好聚类的群体成员权重确定方法[29].

首先, 两个专家的偏好矢量 V_i 与 V_j 之间的余弦相似度 $\mathrm{sim}_{(V_i,V_j)}^c$ 定义为

$$\mathrm{sim}_{(V_i,V_j)}^c=\frac{(|V_i-\overline{V}_i|)\cdot(|V_j-\overline{V}_j|)^{\mathrm{T}}}{\|V_i-\overline{V}_i\|_2\cdot\|V_j-\overline{V}_j\|_2}. \tag{5}$$

其中: $\overline{V}_i = \dfrac{1}{P}\sum\limits_{l=1}^{P} v_i^l, \overline{V}_j = \dfrac{1}{P}\sum\limits_{l=1}^{P} v_j^l$.

根据第1节的二元相似度模型, 赋予两种相似度以同样的权重, 得

$$\mathrm{sim}(V_i, V_j) = \frac{1}{2}(\mathrm{sim}^c_{V_i,V_j} + \mathrm{sim}^d_{V_i,V_j}). \tag{6}$$

进行以下聚类算法: 首先确定一个相聚度阈值 γ (一般取 $0.5 < \gamma < 1$[29]), 当两者之间的相似度大于阈值 γ 时, 归为同一聚集. 对于一个已经形成的聚集, 从剩下的偏好矢量中选择一个偏好矢量, 如果这个矢量与该聚集中所有偏好矢量的线性组合间的相聚度大于或等于阈值 γ, 则将这个矢量分配给这个聚集, 当群体中所有偏好矢量都被分配到相应的聚集中时, 算法停止.

2.3.2 群体成员权重求解

基于偏好聚类求解群体成员权重方法的基本思想是: 由于偏好信息具有较大相似度而相聚在同一个聚集中的决策成员, 应该赋予他们相同的权重; 而处于不同聚集中的决策成员 (他们之间相似度较小), 则赋予不同的权重. 而且, 由于多数原则的存在, 对于决策成员数较多的聚集, 其内部的决策成员应赋予较大的权重; 而对于聚集容量较小的聚集内的决策成员则赋予较小的权重.

在完成对群体成员的聚类后, 假设形成了 K 个聚集. 记 n_k 为聚集 $C^k (1 \leqslant k \leqslant K)$ 内成员的个数, 根据该方法的思想, 应赋予该聚集中 n_k 个成员以相等的权重 ω_{n_k}. 每个聚集中决策成员个数不一定相同, 根据多数原则, 令 $\omega_{n_k} = \alpha \cdot n_k, \alpha$ 为比列系数. 因为所有决策成员 (M 个) 的权重之和为1, 即 $\sum\limits_{k=1}^{K} n_k \cdot \omega_{n_k} = \sum\limits_{k=1}^{K} n_k \cdot \alpha \cdot n_k = 1$, 故可得 $\alpha = 1\Big/\sum\limits_{k=1}^{K} n_k^2$, 进而可得 $\omega_{n_k} = n_k\Big/\sum\limits_{k=1}^{K} n_k^2$. 因此, 对于聚集 C^k 中的成员 e_i, 其权重可由下式确定:

$$\omega_i = \omega_{n_k} = n_k\Big/\sum_{k=1}^{K} n_k^2,\ i = 1, 2, \cdots, M. \tag{7}$$

所有决策人员的权重为 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_M)$.

2.4 决策方案排序

通过对决策成员的偏好聚类, 求得群体决策成员的权重, 构成决策成员权重向量 ω, 而修正后的决策矩阵为 V', 将它们进行合成便可得到方案的综合决策值

$$\begin{aligned} &O = \omega \times V' = \\ &((\omega_1 \cdot v_1^{1\prime} + \cdots + \omega_M \cdot v_M^{1\prime}), \cdots, \\ &(\omega_1 \cdot v_1^{P\prime} + \cdots + \omega_M \cdot v_M^{P\prime})). \end{aligned} \tag{8}$$

综合值向量 O 中的元素表示对应方案的最终综合决策值, 而 $O_l = \max(\omega_1 \cdot v_1^{i\prime} + \omega_2 \cdot v_2^{i\prime} + \cdots + \omega_M \cdot v_M^{i\prime})$ 对应的方案则为最优决策方案.

3 算例与对比分析

3.1 算例分析

有一投资公司要进行一项风险投资, 有10个投资决策方案, 分别记为 $x_1, x_2, \cdots, x_{10}$. 组织了15位专家构成决策群体, 每个专家根据自己的实际情况对这10个方案作出全部或是部分的评价, 评价结果以实数值形式出现, 如表1所示[29]. 其中的空值表示专家没有对相应的方案进行决策或是评价.

表 1 群体专家决策偏好值

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
e_1	0.42	0.36	0.26	0.23		0.43	0.89	0.58		0.35
e_2		0.60	0.23		0.22	0.10	0.38	0.69	0.18	0.48
e_3	0.49	0.23		0.19	0.64	0.73		0.33	0.16	0.64
e_4	0.24	0.62	0.08		0.29	0.44	0.95	0.46		0.50
e_5		0.42	0.76		0.76	0.50	0.83	0.59	0.07	0.84
e_6	0.33		0.05	0.04	0.99	0.44		0.65	0.78	0.04
e_7	0.79	0.74		0.43	0.89	0.32	0.90	0.68	0.98	
e_8		0.99	0.54	0.66	0.39		0.17	0.15	0.91	0.38
e_9	0.40	0.57		0.07	0.65	0.62	0.83		0.24	0.91
e_{10}	0.38		0.38	0.74	0.98		0.11	0.84	0.11	0.30
e_{11}	0.46	0.94	0.27	0.11	0.60	0.15	0.01	0.63		
e_{12}	0.07		0.50	0.21	0.39	0.41		0.81	0.66	0.88
e_{13}	0.56	0.98		0.42	0.97		0.26	0.76	0.47	0.84
e_{14}		0.06	0.76	0.05	0.65	0.22	0.45		0.72	0.05
e_{15}	0.31		0.48	0.92	0.67	0.97		0.06	0.50	0.71

首先, 对残缺值进行补值 (利用2.2.3节的方法进行补值). 先求解参与决策的专家集 E' 中所有专家的间接信任度. 以方案 x_1 为例, 其参与决策的专家偏好构成的偏好矢量为 $V^1 = (0.42, -, 0.49, 0.24, -, 0.33, 0.79, -, 0.40, 0.38, 0.46, 0.07, 0.56, -, 0.31)$. 由于只有11个专家对方案 x_1 进行了决策, 只需求出这11个专家在方案 x_1 中各自的间接信任度. 该11位专家决策值的均值为 $\mu = \dfrac{1}{p}\sum\limits_{j}^{p} v_j^1 = 0.404\,5$, 由式(3)和(4)可求得他们的可接受度为 $p_i^1 = (0.098\,9, 0.093\,9, 0.088\,2, 0.094\,7, 0.072\,4, 0.099\,7, 0.098\,2, 0.096\,0, 0.076\,0, 0.088\,9, 0.093\,2)$.

本文定义的信任空间为[0,1], 而 $p_i^1 \in [0, 0.1]$, 故取调节因子 $k = 10$, 即 $t_{i2}^1 = 10p_i^1$. 由于本文后续的直接信任度赋值使用的是两位小数, 为了便于计算的统一性, 对上述间接信任度赋值作保留两位小数的处理, 因此对于方案 x_1, 专家集 E' 中的11位专家最终的间接信度为 $t_2^1 = (0.99, 0.94, 0.88, 0.94, 0.72, 0.99, 0.98, 0.96, 0.76, 0.89, 0.93)$.

同理可求得其他方案的专家集 E' 中的各个专家的间接信任度, 具体如表2所示.

表 2　专家间接信任度值

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
e_1	0.99	0.91	0.94	0.87		0.90	0.90	0.83		0.79
e_2		0.99	0.92		0.65	0.76	0.96	0.76	0.82	0.81
e_3	0.94	0.86		0.86	0.77	0.78		0.33	0.16	0.64
e_4	0.88	0.99	0.85		0.67	0.91	0.88	0.80		0.83
e_5		0.93	0.83		0.74	0.88	0.91	0.82	0.80	0.75
e_6	0.95		0.84	0.81	0.67	0.91		0.80	0.83	0.71
e_7	0.72	0.94		0.88	0.70	0.85	0.89	0.79	0.77	
e_8		0.85	0.93	0.81	0.70		0.90	0.70	0.79	0.80
e_9	0.99	0.99		0.83	0.77	0.83	0.91		0.84	0.74
e_{10}	0.98		0.99	0.78	0.68		0.88	0.74	0.81	0.77
e_{11}	0.96	0.87	0.94	0.84	0.75	0.78	0.85	0.81		
e_{12}	0.76		0.95	0.87	0.70	0.89		0.75	0.86	0.74
e_{13}	0.89	0.85		0.88	0.68		0.93	0.76	0.91	0.75
e_{14}		0.80	0.83	0.82	0.77	0.81	0.98		0.84	0.71
e_{15}	0.93		0.96	0.73	0.76	0.68		0.66	0.90	0.79

直接信任度是通过实体之间直接的接触而给出的信任度, 因此本文中对专家的直接信任度赋值由评价者主观直接给出. 以方案 x_1 为例, 由于 e_2、e_5、e_8、e_{14} 没有参与决策, 需对其他参与决策的 11 个专家进行主观信任评价, 其评价结果如表 3 所示. 将所求得的间接信任度与直接信任度进行加权平均即可得到综合信任度, 结果如表 4 所示.

表 3　直接信任度值

	e_2	e_5	e_8	e_{14}
e_1	0.23	0.50	0.82	0.41
e_3	0.71	0.27	0.23	0.63
e_4	0.56	0.51	0.22	0.79
e_6	0.94	0.03	0.87	0.21
e_7	0.76	0.29	0.57	0.44
e_9	0.15	0.90	0.23	0.38
e_{10}	0.98	0.71	0.32	0.81
e_{11}	0.69	0.95	0.21	0.29
e_{12}	0.47	0.57	0.50	0.68
e_{13}	0.70	0.61	0.27	0.36
e_{15}	0.12	0.97	0.53	0.28

表 4　综合信任度值

	e_2	e_5	e_8	e_{14}
e_1	0.61	0.75	0.90	0.70
e_3	0.82	0.61	0.58	0.79
e_4	0.72	0.69	0.55	0.83
e_6	0.95	0.49	0.91	0.58
e_7	0.74	0.51	0.65	0.58
e_9	0.57	0.94	0.61	0.69
e_{10}	0.98	0.85	0.65	0.89
e_{11}	0.83	0.95	0.58	0.62
e_{12}	0.61	0.67	0.63	0.72
e_{13}	0.79	0.75	0.58	0.62
e_{15}	0.53	0.95	0.73	0.60

从表 4 可以看出, 对于方案 x_1, 专家 e_2 对参加决策的 11 个专家中专家 e_{10} 的信任度最高, 故 $v_2^{1\prime} = v_{10}^1 = 0.38$; 专家 e_5 对专家 e_{11} 和专家 e_{15} 的综合信任度最高, $v_5^{1\prime} = (v_{11}^1 + v_{15}^1)/2 = 0.68$; 专家 e_8 对专家 e_6 的综合信任度最高, $v_8^{1\prime} = v_6^1 = 0.33$; 专家 e_{14} 对专家 e_{10} 的综合信任度最高, $v_{14}^{1\prime} = v_{10}^1 = 0.38$. 最后得到方案 x_1 的修正偏好向量为

$$V^{1\prime} = (0.42, 0.38, 0.49, 0.24, 0.68, 0.33, 0.79, 0.33, 0.40, 0.38, 0.46, 0.07, 0.56, 0.38, 0.31).$$

同理, 按上述步骤对其余方案进行补值, 获得最终修正的决策偏好矩阵 V', 具体偏好值如表 5 所示.

表 5　修正的群体专家决策偏好值

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
e_1	0.42	0.36	0.26	0.23	0.65	0.43	0.89	0.58	0.47	0.35
e_2	0.38	0.60	0.23	0.42	0.22	0.10	0.38	0.69	0.18	0.48
e_3	0.49	0.23	0.23	0.19	0.64	0.73	0.11	0.33	0.16	0.64
e_4	0.24	0.62	0.08	0.23	0.29	0.44	0.95	0.46	0.16	0.50
e_5	0.68	0.42	0.76	0.43	0.76	0.50	0.83	0.59	0.07	0.84
e_6	0.33	0.62	0.05	0.04	0.99	0.44	0.90	0.65	0.78	0.04
e_7	0.79	0.74	0.48	0.43	0.89	0.32	0.90	0.68	0.98	0.64
e_8	0.33	0.99	0.54	0.66	0.39	0.42	0.17	0.15	0.91	0.38
e_9	0.40	0.57	0.48	0.07	0.65	0.62	0.83	0.33	0.24	0.91
e_{10}	0.38	0.42	0.38	0.74	0.98	0.43	0.11	0.84	0.11	0.30
e_{11}	0.46	0.94	0.27	0.11	0.60	0.15	0.01	0.63	0.11	0.71
e_{12}	0.07	0.99	0.50	0.21	0.39	0.41	0.01	0.81	0.66	0.88
e_{13}	0.56	0.98	0.48	0.42	0.97	0.43	0.26	0.76	0.47	0.84
e_{14}	0.38	0.06	0.76	0.05	0.65	0.22	0.45	0.66	0.72	0.05
e_{15}	0.31	0.60	0.48	0.92	0.67	0.97	0.45	0.06	0.50	0.71

得到完整的决策偏好矩阵后, 利用上文提出的相聚模型 (即式 (6)), 对这 15 个专家进行聚类 (取群体相聚度阈值 $\gamma = 0.85$), 聚类结果见表 6; 利用式 (7) 求解各自的权重, 具体结果见表 7.

表 6　群体成员聚类结果

聚集 C^k	成员数 n_k	成员 e_i
C^1	2	e_1, e_4
C^2	5	$e_2, e_8, e_{11}, e_{12}, e_{13}$
C^3	5	$e_3, e_5, e_9, e_{10}, e_{14}$
C^4	2	e_6, e_7
C^5	1	e_{15}

表 7　群体成员权重

成员	权重	成员	权重	成员	权重
e_1	0.0339	e_6	0.0339	e_{11}	0.0847
e_2	0.0847	e_7	0.0339	e_{12}	0.0847
e_3	0.0847	e_8	0.0847	e_{13}	0.0847
e_4	0.0339	e_9	0.0847	e_{14}	0.0847
e_5	0.0847	e_{10}	0.0847	e_{15}	0.0174

最后利用式 (8) 进行方案的综合值求解, 得到的综合决策值向量为

$$Q = (0.4155, 0.6149, 0.4300, 0.3270, 0.6366, 0.4118, 0.3989, 0.5718, 0.3972, 0.5750).$$

最终的方案排序为 x_5、x_2、x_{10}、x_8、x_3、x_1、x_6、x_7、x_9、x_4.

3.2　对比分析

将本文提出的方法与文献 [16] 的方法进行对比, 以表明本文所提出的方法的优势. 两种方法最终的决策结果如表 8 所示.

表 8 两种方法的结果对比

	方案排序
本文的方法	x_5、x_2、x_{10}、x_8、x_3、x_1、x_6、x_7、x_9、x_4
文献[16]的方法	x_5、x_6、x_{10}、x_9、x_8、x_1、x_7、x_2、x_3、x_4

由表8可知, 两种方法得到的最优方案都为x_5, 最劣方案都为x_4, 因此本文提出的基于信任机制的补值方法具有一定的有效性. 对于中间方案排序的不同, 其原因是文献[16]在将单值转化为区间数时, 其实行的是“局部观点”—— 决策群体中的少数人控制着未参与决策专家的观点.

设参与决策的专家$e_{i'}$ ($i' \in E'$), 其初始偏好值为$v_{i'}$, 转化为区间数为$[v^L_{i'}, v^U_{i'}] = [v_{i'}, v_{i'}]$, 而未参与决策的专家$e_{j''}(j'' \in E'')$的补值为$[v^L_{j''}, v^U_{j''}] = [\min\limits_{i'} v_{i'}, \max\limits_{i'} v_{i'}]$, 这使得未参与决策专家的偏好信息都由$\min\limits_{i'} v_{i'}$和$\max\limits_{i'} v_{i'}$所对应的两个专家控制, 即形成了两个“主导”专家. 而且, 对于同一方案, 由于“主导”专家的存在, 所有未参与决策的专家最终形成的对该方案的偏好是完全一致的, 这将会导致以下两个问题: 1) 专家间距离测度的不真实性; 2) 专家权重赋值的不真实性. 处“主导”位置的专家控制着未参与决策专家的偏好信息, 使得在聚类时有更高的可能性将他们划为同一聚集, 而聚集中成员个数又影响着对应专家的权重, 因此这种补值方法会将“主导”专家的权重放大, 最终形成的决策结果也只是“主导”专家意见的体现, 即“局部观点”.

本文基于信任机制的补值方法, 从客观可信度和主观可信度两个方面考虑所有参与决策专家观点, 选择自己最信任的专家的偏好信息作为自己的偏好信息, 既避免了“主导”专家的出现, 又可以使个人的观点得到充分的体现, 而得到的决策结果也更加符合实际情况.

实际上, 与其他方法相比, 本文的基于信任机制的补值方法的最大特点是从一个不同于以往的角度来考虑残缺值的补值. 以往的方法避开具有残缺信息的决策者本身, 只是单纯地用数理统计或是一些数学性的转化方法, 将转化结果强制性定义为残缺偏好信息的补值. 本文则从决策者(指偏好信息不完全的决策者)自身角度出发,由决策者自主选择自己的偏好. 通过建立的主观信任度, 让即使未参与决策的专家意见也得到充分发挥, 使其偏好信息由被动接受变为主动接受; 同时, 为避免纯粹的主观考虑而导致决策的不科学性, 又建立了客观信任度, 通过科学的算法, 将其他决策者偏好信息的参考价值以数值方式提供给未参与决策的专家. 在综合考虑这两种信任度的基础上, 选择自己最信任的专家, 其最终的决策结果也必然是自己心理上最为愿意接受的, 这也是本文所提方法的优势所在.

4 结 论

众多领域面临的决策问题日益复杂, 为了取得更好的决策效果, 要求各个领域的专家共同参与决策. 然而, 由于各个专家的知识结构、经验、背景等一些客观因素的存在, 使得专家们并不一定能对所有的方案都作出决策, 这就造成了不完全信息的群决策问题. 解决此类问题的一个基本思路是将不完全信息转化为完全信息, 即对残缺值进行补值. 为此, 本文提出了一种基于信任机制的补值方法, 该方法以人在面对自己不了解的情形时更愿意接受自己最信任的人的建议为理论基础, 综合考虑了主观信任和客观信任的评估, 由此得到自己最信任的专家, 并将他的决策值作为自己的决策值. 文中的算例结果表明这样的补值方法不但有效而且更加符合人们的实际心理. 本文的学术贡献主要有以下两点: 1) 对距离相似度进行了标准化, 所建立的二元相似度模型为取得更好的聚类效果提供了理论基础; 2) 从决策者自身角度考虑对不完全信息的评价, 提出了更为有效的基于信任机制的补值方法, 丰富和拓展了传统的不完全信息的决策理论与方法.

本文的不足主要体现在以下两个方面: 一是信任是一个动态的过程, 现在的信任不代表以后的信任, 现在的不信任也不能说明以后都不信任, 在一些复杂的决策问题中, 决策并不是一次完成的, 那么专家之间的信任关系就有可能发生改变; 二是本文在考虑综合信任度时将主观信任与客观信任进行加权平均, 两者赋予同样的权重, 但是实际情形是决策者都有一个“理性”与“感性”的偏差, 偏好于“理性”的决策者更倾向于接受客观信任评价, 即应赋予客观信任度更大的权重, 而偏好于“感性”的决策者则与之相反.

参考文献(References)

[1] Zhang J, Wu D, Olson D L. The method of grey related analysis to multiple attribute decision making problems with interval numbers[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2005, 42(9): 991-998.

[2] Xu Z, Yager R R. Dynamic intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2008, 48(1): 246-262.

[3] Herrera F, Herrera-Viedma E. Linguistic decision analysis: Steps for solving decision problems under linguistic information[J]. Fuzzy Sets and systems, 2000, 115(1): 67-82.

[4] 王洪利, 冯玉强. 基于云模型具有语言评价信息的多属性群决策研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(6): 679-681.
(Wang H L, Feng Y Q. On multiple attribute group decision making with linguistic assessment information based on

cloud model[J]. Control and Decision, 2005, 20(6): 679-681.)

[5] 梁昌勇, 张恩桥, 戚筱雯, 等. 一种评价信息不完全的混合型多属性群决策方法[J]. 中国管理科学, 2009, 17(4): 126-132.
(Liang C Y, Zhang E Q, Qi X W, et al. A method for group decision making with incomplete assessment information and hybrid multiple attribute[J]. Chinese J of Management Science, 2009, 17(4): 126-132.)

[6] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.

[7] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976: 81-83.

[8] Hua Z, Gong B, Xu X. A DS－AHP approach for multi-attribute decision making problem with incomplete information[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 2221-2227.

[9] 姚爽, 郭亚军, 黄玮强. 一种评价信息不完全的多属性群决策方法[J]. 系统工程学报, 2011, 26(4): 460-467.
(Yao S, Guo Y J, Huang W Q. An approach of multi-attribute group decision making with incomplete linguistic assessment information[J]. J of Systems Engineering, 2011, 26(4): 460-467.)

[10] 宋光兴, 杨槐. 群决策中的决策行为分析[J]. 学术探索, 2000,57(3): 48-49.
(Song G X, Yang H. Analysis of decision-making behavior in group decision making[J]. Academic Exploration, 2000, 57(3): 48-49.)

[11] Hong T P, Tseng L H, Wang S L. Learning rules from incomplete training examples by rough sets[J]. Expert Systems with Applications, 2002, 22(4): 285-293.

[12] Scheffer J. Dealing with missing data[J]. Research Letters in the Information and Mathematical Sciences, 2002(3): 153-160.

[13] 徐泽水. 基于残缺互补判断矩阵的交互式群决策方法[J]. 控制与决策, 2005, 20(8): 913-916.
(Xu Z S. Interactive approach based on incomplete complementary judgement matrices to group decision making[J]. Control and Decision, 2005, 20(8): 913-916.)

[14] 徐泽水. 基于不同类型残缺判断矩阵的群决策方法[J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 28-33.
(Xu Z S. Interactive approach based on incomplete complementary judgement matrices to group decision making[J]. Control and Decision, 2006, 21(1): 28-33.)

[15] 廖貅武, 唐焕文. 基于不完全信息的一种群决策方法[J]. 大连理工大学学报, 2002, 42(1): 122-126.
(Liao X W, Tang H W. A group decision making method based on incomplete information[J]. J of Dalian University of Technology, 2002, 42(1): 122-126.)

[16] 徐选华, 李芳. 一种面向属性残缺偏好效用矩阵的大群体决策方法[J]. 统计与决策, 2010(21): 6-9.
(Xu X H, Li F. A method for large group decision making with incomplete attribute and utility preference matrix[J]. Statistics and Decision, 2010(21): 6-9.)

[17] Sinha R R, Swearingen K. Comparing Recommendations Made by Online Systems and Friends[OL]. (2001-06-20)[2002-05-22]. http://www.ercim.eu/publication/ws-proceedings/DelNoe02/.

[18] Jain A K, Murty M N, Flynn P J. Data clustering: A review[J]. ACM Computing Surveys(CSUR), 1999, 31(3): 264-323.

[19] Mao J, Jain A K. A self-organizing network for hyperellipsoidal clustering(HEC)[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 7(1): 16-29.

[20] Groenen P J F, Jajuga K. Fuzzy clustering with squared Minkowski distances[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 120(2): 227-237.

[21] Nguyen H V, Bai L. Cosine similarity metric learning for face verification[M]. Berlin: Springer, 2011: 709-720.

[22] Ye J. Cosine similarity measures for intuitionistic fuzzy sets and their applications[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 53(1): 91-97.

[23] Chiclana F, Garcia J M T, del Moral M J, et al. A statistical comparative study of different similarity measures of consensus in group decision making[J]. Information Sciences, 2013(221): 110-123.

[24] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized trust management[C]. Proc of Symposium on Security and Privacy. Oakland: IEEE, 1996: 164-173.

[25] 李小勇, 桂小林. 大规模分布式环境下动态信任模型研究[J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1510-1521.
(Li X Y, Gui X L. Research on dynamic trust model for large scale distributed environment[J]. J of Software, 2007, 18(6): 1510-1521.)

[26] Bouzarour-Amokrane Y, Tchangani A, Peres F. A bipolar consensus approach for group decision making problems[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(3): 1759-1772.

[27] Vicenc Torra, Yasuo Narukawa, Aida Valls. Modeling decisions for artificial intelligence[M]. Berlin: Springer, 2006: 172-178.

[28] Xu Z. An overview of methods for determining OWA weights[J]. Int J of Intelligent Systems, 2005, 20(8): 843-865.

[29] 徐选华. 面向特大自然灾害复杂大群体决策模型及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 2.
(Xu X H. Complex large group decision making models and its application oriented outsize nature disasters[M]. Beijing: Science Publishing House, 2012: 2.)

(责任编辑：齐　霁)