文章编号: 1001-0920 (2013) 03-0391-05

考虑专家偏好关联的群决策方法及其应用

石福丽[1,2], 许永平[3], 杨 峰[1]

(1. 国防科学技术大学 信息系统与管理学院，长沙 410073；2. 武警工程大学 科研部，西安 710086；3. 总参第六十三研究所，南京 210007)

摘 要: 通过分析群决策过程, 提出使用模糊测度描述专家偏好之间可能存在的关联关系, 并给出了一种考虑专家偏好关联的群决策方法. 该方法从参评专家知识结构的相似性及判断结果的相似性出发, 通过计算得到相应的 2-可加模糊测度来描述专家的重要程度, 并使用 Choquet 积分将多个专家的偏好信息聚合为群体的判断结果. 最后, 通过一个潜艇装备论证的例子验证了所提出方法的可行性和合理性.

关键词: 群决策；专家偏好；关联关系；模糊测度；Choquet 积分

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Group decision making method and application with interactions among experts' preferences

SHI Fu-li[1,2], *XU Yong-ping*[3], *YANG Feng*[1]

(1. College of Information System and Management，National University of Defense Technology，Changsha 410073，China；2. Department of Scientific Research，Engineering University of Armed Police Force，Xi'an 710086, China；3. The 63rd Research Institute，PLA General Staff Headquarters，Nanjing 210007，China．Correspondent: SHI Fu-li，E-mail：shifuli_83@163.com)

Abstract: By analyzing group decision making processes, it is proposed that there may be some interactions among experts' preferences which can be described by fuzzy measures, and a group decision making method with interactions among experts' preferences is proposed. The method is based on the resemblance degree between the experts' knowledge and between the experts' comparison matrices, and the 2-additive fuzzy measures are calculated to represent the importance of experts. Choquet integral is used as the aggregation operators to obtain group's preference. Finally, an example of naval submarine demonstration is given to show the feasibility and rationality of the proposed method.

Key words: group decision making；experts' preferences；interactions；fuzzy measures；Choquet integral

0 引 言

在群决策过程中, 一般先由各专家分别给出各自的判断, 再将这些判断信息按照某种方法集结为群体决策结果. 这样, 无论使用何种集结方法, 都不可避免地要涉及到专家的权重. 因此, 确定每个专家在决策过程中的权重是群决策研究的一个重要内容[1]. 专家权重的确定方法大致可分为 3 类: 第 1 类为主观赋权法, 是指根据专家的名望、地位、所属专业和对决策问题的熟悉程度等来确定专家权重[2], 或是通过群体内部各专家间的相互评价来确定专家权重[3]; 第 2 类为客观赋权法, 是指根据具体的群决策问题及群决策方法, 由决策结果及相互关系来确定决策者所作决策的可信度, 确定专家权重[4-5]; 第 3 类为综合赋权法, 是指将前两种方法综合起来, 确定专家权重[6].

上述方法在确定了专家的权重以后, 一般都是使用加权平均方法对专家的判断信息进行聚合, 但在群决策问题中, 专家偏好之间可能存在关联关系, 即专家的个人偏好并不一定相互独立[7]. 具体而言, 专家的偏好会受到其社会地位、权力、威望、知识、期望等因素的影响. 若专家在这些方面相同 (或相似), 则其偏好可能会较为接近, 即具有冗余关联, 若运用加权平均方法集结多位专家的偏好, 则可能过高估计方案的总体评价值; 若专家在这些方面相异, 则其偏好间可能具有互补关联, 若运用加权平均方法集结其偏好,

收稿日期: 2011-11-06；**修回日期:** 2012-03-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61074107, 60974073, 60974074, 91024015).

作者简介: 石福丽(1983−), 女, 博士生, 从事装备体系论证与仿真评估的研究；许永平(1979−), 男, 工程师, 从事数据质量与数据工程的研究.

则可能过低估计方案的总体评价值. 文献 [7] 指出可使用模糊测度来描述这种专家偏好之间的关联关系, 但并未指出如何确定用来表示专家偏好之间关联关系的模糊测度. 文献 [9] 也指出了专家偏好的线性聚合中存在的局限性, 并使用凸模糊测度的概念来表示专家偏好之间的关联, 给不满意的专家较高的重要度, 但是同样没有指出如何确定相应的凸模糊测度. 由于缺乏可操作性, 导致相应的决策方法的实用性受到了影响. 文献 [10] 则使用 λ 模糊测度来描述这种专家偏好之间的关联关系, 认为决策者对于不同方案给出的评比值相差越大, 所包含的决策信息量就越大, 并采用信息能[11]的概念来度量决策信息量, 将其作为每个专家的模糊测度值, 根据 λ 模糊测度的性质, 确定整个模糊测度.

本文提出了一种考虑专家关联的群决策方法, 该方法能够根据专家知识结构之间的相似性 (主观信息) 和专家偏好信息之间的相似性 (客观信息), 确定专家 (群体) 的重要程度, 且用 2-可加模糊测度进行表示, 并使用 Choquet 积分聚合专家偏好, 形成群体的判断. 该方法既考虑了主观信息, 又考虑了客观信息, 是一种主客观综合赋权方法.

1 模糊测度与 Choquet 积分

模糊测度[12]用单调性代替了传统测度的可加性, 是一个非负非可加集合函数, 定义如下:

定义 1 在集合 X 上的函数 $\mu: P(X) \to [0, 1]$ 是模糊测度, 它满足以下公理[12]:

1) $\mu(\varnothing) = 0, \mu(X) = 1$;

2) 如果 $A \subset B \subset X$, 则 $\mu(A) \leqslant \mu(B)$.

如果将集合 X 看作多准则决策中的指标集, 将 $\mu(A)$ 看作是集合 $A \subset X$ 所包含指标的总的重要程度, 则模糊测度能够更精细地描述多指标间的相互关系, 更准确地表示决策者的真实偏好. 但模糊测度的复杂度呈指数分布, 导致模糊测度的应用存在很大困难, 因此可以引入 2-可加模糊测度[15]的概念, 它涉及到准则的相对重要性和两个准则间的交互性, 从而很好地解决了复杂性和表现能力之间的矛盾, 在实际中得到了认可[14].

定义 2 μ 是定义在集合 X 上的一个集合函数. μ 的 Mobius 变换是 X 上的一个集合函数, 定义为[13]

$$\forall A \subset X,\ m(A) := \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A \setminus B|} \mu(B). \tag{1}$$

定义 3 模糊测度 μ 是 k 阶可加的, 如果 $\forall A \subset X, |A| > k, m(A) = 0$, 则至少存在一个子集 $A(A \subset X$ 且 $|A| = k)$, 使得 $m(A) \neq 0$ [13].

如果使用 2-可加模糊测度, 则说明决策者只研究两个指标之间的相互作用, 并假设可以忽略 3 个以上指标间的相互作用. 使用一般模糊测度必须要求解 $2^n - 2$ 个系数, 而使用 2-可加模糊测度只须求解 $n(n+1)/2$ 个系数. 也就是说, 2-可加模糊测度的所有系数都可以由 μ_i 和 μ_{ij} 来确定.

定义 4 μ 是定义在集合 X 上的一个模糊测度. 对于每一个 $i \in X$, Shapley 指标被定义为[13]

$$v_i := \sum_{K \subset X \setminus i} \frac{(n - |K| - 1)!|K|!}{n!} [\mu(K \cup \{i\}) - \mu(K)], \tag{2}$$

其中 $n = |X|$. μ 的 Shapley 值为 $[v_1, v_2, \cdots, v_n]$, 是对 $\mu(X)$ 的一种分配, 因此 $\sum v_i = \mu(X)$. 若准则相互独立, 则 $v_i = \mu_i$.

Shapley 指标还可用 μ 对应的 Mobius 变换表示.

定理 1 若 μ 是定义在集合 X 上的一个模糊测度, 则 μ 的 Mobius 变换与 Shapley 指标之间有如下关系[14]:

$$v_i := \sum_{t=0}^{n-|T|} \frac{1}{t+1} \sum_{T \subset X \setminus i} m(T \bigcup \{i\}). \tag{3}$$

在模糊测度之上可以定义相应的集结算子. 其中, 基于模糊测度的 Choquet 积分是对加权平均算子的推广, 它不再受限于古典积分的线性要求, 可更好地适应实际问题的需要.

定义 5 μ 是定义在集合 X 上的模糊测度, X 的元素记为 $x_1, x_2, \cdots, x_n$. 函数 $f: X \to R^+$ 关于模糊测度 μ 的离散 Choquet 积分定义为[13]

$$C_\mu(f) := \sum_{i=1}^{n} (f(x_{(i)}) - f(x_{(i-1)}))\mu(A_{(i)}). \tag{4}$$

其中: (i) 是按照 $0 \leqslant f(x_{(1)}) \leqslant \cdots \leqslant f(x_{(n)})$ 进行排序以后的下标, $A_{(i)} := \{x_{(i)}, \cdots, x_{(n)}\}$, $f(x_{(0)}) = 0$.

2 专家偏好的模糊测度计算方法

2.1 分 析

在以专家为主的评价过程中, 专家以知识和经验为基础, 运用直觉思维进行判断. 但对于一些影响深远、涉及面广的复杂决策问题, 单凭单个专家的知识、经验、能力和掌握的信息得出的结论很可能失之偏颇. 因此, 可通过群体决策综合来自不同领域的多个专家的知识和信息, 以多个角度的集体智慧来弥补个人才智和经验的不足. 由于专家的偏好受到其综合因素的影响, 尤其是受其知识结构的影响非常大, 使得来自不同专业背景及工作领域的专家看问题的角度往往有很大不同, 进而需要确定各专家的重要程度, 这是对评价专家的评价, 是度量评价专家可信度的过程, 有助于保证决策的质量. 下面从 2-可加模糊测度的角度出发, 通过分析专家知识结构的相似性和专家

偏好信息的相似性, 来确定两个专家作为一个整体应该被赋予的重要程度.

在知识结构差异性较大的两个专家之间, 往往存在一定程度的互补性; 反之, 在知识结构相似性较大的两个专家之间, 往往存在一定程度的冗余性. 这种互补或冗余的程度通常取决于两个专家给出的偏好信息的相似程度. 表 1 给出了如何根据两个专家的知识结构和偏好信息, 确定二者作为一个整体的重要程度的过程. 其中表 1 结果中的值 (如"较高") 是与两个专家单独重要程度之和的比较.

表 1　两个专家作为一个整体的重要程度的确定过程

两个专家的信息		判断过程		结果
知识结构	偏好信息的相似度	两专家之间的关系	两专家的共识度	两专家整体的重要程度
差异性较大	高	较强的互补	较高	较高
	低	较弱的互补	较低	略高
相似性较大	低	较弱的冗余	较低	一般
	高	较强的冗余	较高	较低

2.2 算　法

假设在决策问题中共有 m 个来自各个领域的专家参与. 首先根据专家的领域、地位、经验和能力等, 确定专家的主观权重向量 $W\left(\sum w_i = 1\right)$. 下面给出计算专家偏好 2-可加模糊测度的具体步骤:

Step 1: 确定专家在知识结构上的相似性. 专家知识结构之间的相似性可以由专家组组长评价或者各专家进行互评. 在评价过程中, 可以参考学科分类国家标准 (GB/T 13745-92) 以及专家的个人研究和工作履历等信息. 本文定义专家知识结构之间的相似性为 +1 或 −1. 其中: +1 表示两个专家之间的知识结构有较大相似性, −1 表示两个专家之间的知识结构有较大差异性. 将专家 e_k 和 e_l 之间在知识结构上的相似性记作 e^{kl}.

Step 2: 确定专家偏好信息之间的相似性. 在多准则群决策方法中, 研究和应用最多的是基于层次分析法的群决策方法 (群体 AHP 法), 因此本文假设专家以 AHP 判断矩阵的形式表示其偏好, 并假设给出的判断矩阵符合一致性要求. 设第 k 位专家 e_k 给出的判断矩阵为 $A^k = (a_{ij}^k)_{n\times n}$. 其中: $k = 1, 2, \cdots, m$, $i, j = 1, 2, \cdots, n$. 由判断矩阵 A^k 确定的各个因素的权重向量记为 W^k. 则两专家给出的偏好信息之间的相似性 s^{kl} 可用向量夹角余弦来定义, 即

$$s^{kl} = \cos\theta^{kl} = \frac{W^k \cdot W^l}{|W^k||W^l|}. \tag{5}$$

显然, s^{kl} 的取值范围也在 [0, 1] 区间, s^{kl} 越大则两专家给出的偏好信息的相似性就越大, 且有 $s^{kl} = s^{lk}$.

Step 3: 估算单个专家 e_k 的模糊测度值 μ_k. 专家的主观权重可看作是在假设专家之间没有关联关系的情况下得到的单个专家的权重. 在对应的 2-可加模糊测度中, 单个专家的模糊测度值之间的比率[15]应该与各专家主观权重之间的比率保持一致. 这样做是合理的, 因为单个专家的模糊测度值, 可以认为是在不考虑与其他专家之间的关联关系的情况下, 某一个专家的重要程度. 因此, 这些单个专家模糊测度值之间的比率应该与独立性假设条件下得到的专家权重之间的比率相等. 假设专家的先验权重为 $W = [w_1, w_2, \cdots, w_m]$, 不妨设对应的模糊测度中 $\mu_k = \gamma w_k$, $k = 1, 2, \cdots, m$, 且 $\gamma \geqslant 0$. 针对专家之间整体的相互作用结果, 如果表现为冗余, 则 $\gamma > 1$, 并且冗余的程度越大, γ 就越大; 如果表现为互补, 则 $\gamma < 1$, 并且互补的程度越大, γ 就越小; 如果冗余与互补的程度相同, 则 $\gamma = 1$.

设 $\varDelta = \sum\limits_{k,l\in E} w_k w_l e^{kl} s^{kl}$, 易知 $\varDelta$ 可作为专家群体互补或冗余的一个总体度量指标, $\varDelta < 0$ 和 $\varDelta > 0$ 分别表明专家之间整体的相互作用结果表现为互补和冗余; $\varDelta = 0$ 表明专家群体之间的冗余和互补达到了均衡. 则可利用

$$\gamma = \frac{1}{1-\varDelta} \tag{6}$$

来确定 γ 值, 符合之前所做的分析. 单个专家 e_k 的模糊测度值

$$\mu_k = \gamma w_k. \tag{7}$$

Step 4: 估算两个专家整体的重要程度 μ_{kl}. 首先分析考虑专家偏好关联关系时单个专家的总体重要程度. 由于知识结构之间的异同和偏好信息之间的异同, 专家相互之间表现出互补或冗余的特性. 从专家初始被赋予的主观权重出发, 如果他与另外一个专家之间是相互冗余的, 则该专家的重要性应该有所降低, 反之则应该有所提升. 这种专家重要性降低或者提升的程度, 应该与专家本身被赋予的主观权重 w_k 成正比, 也应该与另一位专家本身被赋予的主观权重 w_l 成正比. 同时, 还能得到以下分析结论: 当 $e^{kl} = -1$ 时, 两专家之间应有一定的互补作用; 当 $e^{kl} = +1$ 时, 两专家之间应有一定的冗余作用; 当 $s^{kl} \to 0$ 时, 两专家之间的互补 (冗余) 作用较小; 当 $s^{kl} \to 1$ 时, 两专家之间的互补 (冗余) 作用较大. 因此, 在综合考虑了与其他专家之间的关联关系以后, 专家 e^k 的总体重要程度可表示为

$$w_k{}' = w_k - \sum_{l=1,\ l\neq k}^{m} \frac{1}{2} w_k w_l e^{kl} s^{kl}. \tag{8}$$

归一化为

$$\omega_k = w_k{}' \Big/ \sum_{l=1}^{m} w_l{}'. \tag{9}$$

在本文背景下, 与专家 e_i 对应的 Shapley 指标值

v_i 可被解释为, 单个专家 e_i 与其他专家或专家全体组成联盟后对联盟整体重要程度的平均贡献. 由于本文使用的是2-可加模糊测度, 则与专家 e_i 对应的 Shapley 值 v_i 可更加具体地解释为, 单个专家 e_i 与其他专家两两组成联盟后, 对由这些两两专家组成联盟的整体重要程度的平均贡献. 因为式(9)中的 ω_k 是在综合考虑了专家 e^k 与其他专家之间的关联关系后得到的一个表示专家综合重要程度的指标, 所以 ω_k 可被看作是专家 e^k 的 Shapley 指标值. 也就是说, 在考虑专家之间关联关系的情况下, 由式(9)获得的 $[\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m]$ 可被看作是由 m 个专家组成的群体的 Shapley 指标值, 且有 $\sum\omega_k=1$. 进而, 可以通过下式来确定 μ_{kl} 的值:

$$\mu_{kl}=\mu_k+\mu_l+m_{kl}=\gamma w_k+\gamma w_l-\gamma w_k w_l e^{kl}s^{kl}. \tag{10}$$

推论 1 由式(7)和(10)可以确定一个定义在专家群体 E 上的2-可加模糊测度, 且其对应的 Shapley 指标与由式(9)确定的 Shapley 指标一致.

证明 由于

$$\begin{aligned}&\sum_{\{k,l\}\in E}\mu_{kl}-(n-2)\sum_{k\in E}\mu_k=\\&\sum_{\{k,l\}\in E}\left[\gamma w_k+\gamma w_l-\gamma w_k w_l e^{kl}s^{kl}\right]-\\&(n-2)\sum_{k\in E}\gamma w_k=\\&(n-1)\gamma\sum_{k\in E}w_k-\gamma\sum_{\{k,l\}\in E}\left[w_k w_l e^{kl}s^{kl}\right]-\\&(n-2)\gamma\sum_{k\in E}w_k=\\&\gamma\sum_{k\in E}w_k-\gamma\varDelta=\gamma(1-\varDelta)=1=\mu(E).\end{aligned} \tag{11}$$

又 $\forall k\in E$, $A\subseteq E\backslash k$, 有

$$\begin{aligned}&\sum_{l\in A}\mu_{kl}-\sum_{l\in A}\mu_l-(|A|-1)\mu_k=\\&\sum_{l\in A}\left[\gamma w_k+\gamma w_l-\gamma w_k w_l e^{kl}s^{kl}\right]-\\&\sum_{l\in A}\gamma w_l-(|A|-1)\gamma w_k=\\&\gamma w_k\Big(1-\sum_{l\in A}\left[w_l e^{kl}s^{kl}\right]\Big)\geqslant 0.\end{aligned} \tag{12}$$

由定理1可知, 对于2-可加模糊测度, 关于 Shapley 指标有如下结论:

$$v_i:=m_i+\frac{1}{2}\sum_{j\in X\backslash i}m_{ij}, \tag{13}$$

则有

$$\begin{aligned}&v_k:=m_k+\frac{1}{2}\sum_{l\in X\backslash k}m_{kl}=\mu_k+\frac{1}{2}\sum_{l\in X\backslash k}m_{kl}=\\&\gamma w_k-\frac{1}{2}\sum_{l\in X\backslash i}\left[\gamma w_k w_l e^{kl}s^{kl}\right]=\\&\gamma w_k{}'=w_k{}'/(1-\varDelta)=w_k{}'\Big/\sum_{l=1}^{m}w_k{}'=\omega_k.\end{aligned} \tag{14}$$

综上所述, 式(11)和(12)分别说明由式(7)确定的 μ_k 和式(10)确定的 μ_{kl} 满足2-可加模糊测度的归一化条件和单调性条件, 则可由它们确定一个定义在专家群体 E 上的2-可加模糊测度, 且其对应的 Shapley 指标与式(9)确定的 Shapley 指标一致. □

Step 5: 利用 μ_k 和 μ_{kl} 计算2阶以上模糊测度值[16]

$$\mu(T)=\sum_{\{k,l\}\subset T}\mu_{kl}-(|T|-2)\sum_{l\in T}\mu_l,\quad \forall\, T\subset E,|T|>2. \tag{15}$$

由此可得关于专家偏好的完整的2-可加模糊测度信息, 它反映了专家在决策中的重要程度.

3 群决策方法

为了简化对问题的描述, 这里假设所解决的决策问题的指标体系只有两个层次, 即目标层和准则层. 对于具有多个层次的指标体系甚至是网络化的指标体系, 所提出的方法也都可以很好地适用, 这里就不再赘述.

Step 1: 针对具体的决策问题, 建立层次化的指标体系(假设包含 n 个准则);

Step 2: 各专家分别以 AHP 判断矩阵的形式给出各自的偏好信息;

Step 3: 确定两两专家之间知识结构的相似性以及偏好信息的相似性;

Step 4: 按照2.2节的算法计算相应的2-可加模糊测度, 用来表示专家的重要程度;

Step 5: 基于 Choquet 积分, 利用下式将各专家的偏好综合为群体的判断 $W=(w_i)_{n\times 1}$:

$$w_i=\frac{w_i^*}{\displaystyle\sum_{i=i}^{n}w_i^*}=\frac{\displaystyle\sum_{k=1}^{m}(w_i^{(k)}-w_i^{(k-1)})\mu(E_{(k)})}{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{m}(w_i^{(k)}-w_i^{(k-1)})\mu(E_{(k)})}. \tag{16}$$

其中: (k) 是按 $0\leqslant w_i^{(1)}\leqslant\cdots\leqslant w_i^{(m)}$ 排序后的下标, $w_i^{(k)}$ 表示由第 (k) 个专家给出的判断矩阵得到的权重向量的第 i 个分量, 且 $w_i^{(0)}=0$, $E_{(k)}:=\{e_{(k)},\cdots,e_{(m)}\}$ 表示重新排序后从第 k 个专家到第 m 个专家组成的集合.

4 实例分析

假设在某攻击型潜艇论证中, 在其他条件固定或满足约束条件的情况下, 考察机动能力 (c_1), 隐蔽

能力 (c_2), 水声对抗能力 (c_3) 以及导弹攻击能力 (c_4) 等4个准则对于潜艇作战能力的影响. 在论证过程中有4位分别来自总体设计单位、核动力装置设计单位、水声系统设计单位和导弹设计单位的专家. 假设这4位专家的主观权重分别为0.4, 0.2, 0.2和0.2. 他们给出了如下的AHP判断矩阵:

$$P^1=\begin{bmatrix}1&1/3&1/2&2\\3&1&2&4\\2&1/2&1&3\\1/2&1/4&1/3&1\end{bmatrix},\ P^2=\begin{bmatrix}1&1&3&3\\1&1&3&3\\1/3&1/3&1&1\\1/3&1/3&1&1\end{bmatrix},$$

$$P^3=\begin{bmatrix}1&1/2&1/3&1/2\\2&1&1/2&2\\3&2&1&2\\2&1/2&1/2&1\end{bmatrix},\ P^4=\begin{bmatrix}1&1/2&1/5&1/3\\2&1&1/2&1/2\\5&2&1&1\\3&2&1&1\end{bmatrix}.$$

经检验, 以上矩阵都满足一致性要求, 其中 P^k_{ij} 表示第 k 位专家作出的关于准则 c_i 和准则 c_j 重要程度的比较.

假设两两专家在知识结构方面的相似性分别为 $e_{12}=+1, e_{13}=+1, e_{14}=+1, e_{23}=-1, e_{24}=-1, e_{34}=-1$. 根据各专家给出的判断矩阵, 计算得到相应的权重向量分别为

$$W^{(1)}=(0.160\,1,0.467\,3,0.277\,2,0.095\,4),$$
$$W^{(2)}=(0.375\,0,0.375\,0,0.125\,0,0.125\,0),$$
$$W^{(3)}=(0.120\,5,0.270\,7,0.418\,2,0.190\,6),$$
$$W^{(4)}=(0.092\,9,0.181\,4,0.385\,9,0.339\,7).$$

通过式 (5) 可得到两两专家判断信息间的相似性分别为$s^{12}=0.877\,8$, $s^{13}=0.891\,1$, $s^{14}=0.752\,4$, $s^{23}=0.728\,9$, $s^{24}=0.626\,1$, $s^{34}=0.947\,1$.

利用2.2节的计算方法可得到2-可加模糊测度, 如表2所示.

表 2　表示专家偏好关联关系的 2-可加模糊测度

μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_{12}	μ_{13}	μ_{14}
0.449	0.225	0.225	0.225	0.595	0.594	0.606
μ_{23}	μ_{24}	μ_{34}	μ_{123}	μ_{124}	μ_{134}	μ_{234}
0.482	0.477	0.492	0.772	0.780	0.793	0.777

由式 (16) 可得专家群体的权重向量为

$$W=(0.180\,5,0.343\,5,0.297\,3,0.178\,7).$$

由此可以看出, 在着重强调潜艇的隐蔽能力和水声对抗能力以确保其生存的前提下, 在论证中应该将攻击能力 (c_4) 放到一个与机动性能同样重要的地位去考虑. 这样的结果具有一定的合理性, 因为在未来的海战中潜艇的导弹攻击采用超视距攻击方法将成为一种重要甚至是主要的作战方式, 对导弹的作战效能将会提出更高要求, 且这种要求必须要在论证阶段即予以重视. 专家群体的Shapley值为 [0.336 0, 0.215 6, 0.222 2, 0.226 2]. 如前文所述, 在本文背景下与专家 e_i 对应的Shapley指标值 v_i 可被解释为: 单个专家 e_i 与其他专家或专家全体组成联盟后对联盟整体重要程度的平均贡献, 也就是专家 e_i 的总体重要程度. 由此可以看出, 与专家群体的主观权重相比, 与其他专家冗余较多的专家的重要程度下降了, 而与其他专家互补较多的专家的重要程度上升了.

5　结　论

本文针对群决策中专家偏好具有关联关系的模糊测度确定问题, 提出了一种比较实用的考虑了专家关联的群决策方法. 该方法使用2-可加模糊测度, 不仅可以表示单个专家偏好的重要程度, 还可以描述两两专家偏好之间的冗余、独立或者互补关系, 同时降低了计算代价, 比较符合决策问题的实际情况, 有助于决策者获得更加合理可信的结论.

参考文献(References)

[1] 杨雷. 群体决策理论与应用——群体决策中的个体偏好集结方法研究[M]. 北京: 经济科学出版社, 2004.
(Yang L. Theory and application of group decision making — Study on the methods of individual preference aggregation for group decision making[M]. Beijing: Economic Science Press, 2004.)

[2] 孟波. 有限方案模糊多目标群决策方法的研究[J]. 系统工程, 1995, 13(4): 43-46.
(Meng B. Study on fuzzy multiobjective group decision making method[J]. Systems Engineering, 1995, 13 (4): 43-46.)

[3] 胡毓达, 田川. 求解群体多指标决策问题的偏爱度法[J]. 系统工程理论与实践, 1996, 16(3): 52-56.
(Hu Y D, Tian C. A preference degree method for group multicriteria decision making problem[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 1996, 16(3): 52-56.)

[4] 宋光兴, 邹平. 多属性群决策中决策者权重的确定方法[J]. 系统工程, 2001, 19(4): 83-89.
(Song G X, Zou P. The method of determining the weight of the decision-maker in multi attribute group decision making[J]. Systems Engineering, 2001, 19(4): 83-89.)

[5] 梁樑, 熊立, 王国华. 一种群决策中专家客观权重的确定方法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(4): 652-655.
(Liang L, Xiong L, Wang G H. New method for determining the objective weight of decision makers in group decision[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(4): 652-655.)

[6] Ma Jian, Fan Zhi-ping, Huang Li-hua. A subjective and objective integrated approach to determine attribute weights[J]. European J of Operational Research, 1999, 112(2): 397-404.

(下转第401页)