

Method for Function Allocation Based on Uncertain Multiple Attribute Decision Making

Tang Zhili, Zhang An

School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, China

Email: zltang@nwpu.edu.cn

Abstract: Function allocation is one of the necessary stages during the course of human-machine system design. Appropriate allocation of system functions between human and machine will make the whole system more effective, reliable and inexpensive. But the former methods of function allocation can't deal with the uncertainty at the early stages of human-machine system design. We introduced a method based on Uncertain Multiple Attribute Decision Making (UMADM) which can solve this problem well. Then the UMADM method was validated by an example of intelligent fire and command control system for a certain advanced fighter plane. The result shows that we can quickly get a reasonable scheme of function allocation through the UMADM method.

Keywords: human-machine system; function allocation; UMADM

一种基于不确定性多属性决策的功能分配方法

汤志荔, 张 安

西北工业大学电子信息学院, 西安, 中国, 710072

Email: zltang@nwpu.edu.cn

摘 要: 功能分配是人机系统设计进程中的必要内容之一, 合理的功能分配将起到提高整个系统的有效性、可靠性并降低系统费用的重要作用。针对系统设计初期功能分配存在不确定性这一特点, 提出了一种基于不确定多属性决策的功能分配方法, 并以某新型战斗机智能火力与指挥控制系统为实例对该方法进行了验证, 结果表明该方法能够快速得出合理的系统功能分配方案。

关键词: 人机系统; 功能分配; 不确定多属性决策

1 引言

早在 1951 年, Fitts 就曾提出功能分配的概念^[1]。它是指将系统中的功能或任务分派给人或者机器的过程。自从功能分配的概念提出以来, 它在工业与自动化领域尤其是在核电厂监控自动化系统、空中交通管制系统、飞机座舱、载人航天器等复杂系统的设计中得到了广泛的应用。国内外理论和实验研究证明^{[2][3]}, 功能分配其实质是一个多属性决策 (Multiple Attribute Decision Making, MADM) 问题。但是由于功能分配的特殊性, 领域专家在进行决策时往往无法对决策属性做出准确的测度, 因此也无法用一般的 MADM 方法进行评估, 系统专家只能对影响功能分配的因素给出

定性的评价, 属性的描述通常具有模糊性。针对这类功能分配问题多采用模糊多属性决策方法^[2]。但在实际应用中, 更一般的情况是有时这种语言描述本身也存在不确定性, 并且在系统设计初期有关属性指标的模糊化存在一定的困难。为此, 本文采用一种基于语言区间值的不确定性多属性决策 (Uncertain Multiple Attribute Decision Making, UMADM) 方法^{[3][4]}来进行系统的人机功能分配, 并通过实例进行分析和验证, 证明这种方法能够得到较满意的结果。

2 UMADM 的基本原理

为方便起见, 令 $M = \{1, 2, \dots, m\}$, $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 。

定义 1: 设算子 OWA: $R^n \rightarrow R$, 若:

$$OWA_w(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n \omega_j b_j \quad (1)$$

其中: $\omega_j \in [0,1]$, $j \in N$, $\sum_{j=1}^n \omega_j = 1$,

$w = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 是与函数 OWA 相关联的加权向量, 且 b_j 是一组数据 $(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 中第 j 个大的元素, R 为实数集, 则称函数 OWA 是有序加权平均算子, 也称为 OWA 算子。

该算子的特点是: 对数据 $(a_1, a_2, \dots, a_n)$ 按从大到小的顺序重新进行排序并通过加权集结, 而且元素 a_i 与 ω_i 没有任何联系, ω_i 只与集结过程中的第 i 个位置有关。

考虑到决策者在进行定性测度时, 一般需要适当的语言评估标度, 可设定语言评估标度 $S = \{s_\alpha | \alpha = -L, \dots, L\}$, S 中的术语个数一般为奇数, 例如:

$$S = \{s_{-1}, s_0, s_1\} = \{\text{差}, \text{中}, \text{好}\} \quad (2)$$

S 满足下列条件:

- ①若 $\alpha > \beta$, 则 $s_\alpha > s_\beta$;
- ②存在负算子 $neg(s_\alpha) = s_{-\alpha}$ 。

为了便于计算和避免丢失决策信息, 在原有标度 S 的基础上定义一个拓展标度 $\bar{S} = \{s_\alpha | \alpha \in [-q, q]\}$, 其中 $q(q > L)$ 是一个充分大的自然数, 且若 $\alpha \in \{-L, \dots, L\}$, 则称 s_α 为本原术语; 若 $\alpha \notin \{-L, \dots, L\}$, 则称 s_α 为拓展术语。拓展后的标度仍满足条件 1) 和 2)。一般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。

定义 2: 设算子 $EOWA: \bar{S}^n \rightarrow \bar{S}$, 若

$$\begin{aligned} EOWA_w(s_{\alpha_1}, s_{\alpha_2}, \dots, s_{\alpha_n}) \\ = \omega_1 s_{\beta_1} \oplus \omega_2 s_{\beta_2} \oplus \dots \oplus \omega_n s_{\beta_n} \\ = s_{\bar{\beta}} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $\bar{\beta} = \sum_{j=1}^n \omega_j \beta_j$, $w = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$

是与 $EOWA$ 相关联的加权向量, 且 s_{β_j} 是一组语言数据 $(s_{\alpha_1}, s_{\alpha_2}, \dots, s_{\alpha_n})$ 中第 j 大的元素, 则称函数 $EOWA$ 是扩展的有序加权平均算子。

定义 3: 设 $\tilde{\mu} = [s_a, s_b]$, $s_a, s_b \in \bar{S}$, s_a 和 s_b

分别是 $\tilde{\mu}$ 的下限和上限, 则称 $\tilde{\mu}$ 为不确定语言变量。

设 $\tilde{S}$ 是所有不确定语言变量的集合, 考虑任意两个语言变量 $\tilde{\mu} = [s_a, s_b]$, $\tilde{\nu} = [s_c, s_d]$, 实数 $\beta_1, \beta_2 \in [0,1]$, 定义它们的运算法则如下:

- ① $\tilde{\mu} \oplus \tilde{\nu} = [s_a, s_b] \oplus [s_c, s_d] = [s_a \oplus s_c, s_b \oplus s_d] = [s_{a+c}, s_{b+d}]$;
- ② $\beta \tilde{\mu} = \beta [s_a, s_b] = [\beta s_a, \beta s_b] = [s_{\beta a}, s_{\beta b}]$;
- ③ $\tilde{\mu} \oplus \tilde{\nu} = \tilde{\nu} \oplus \tilde{\mu}$;
- ④ $\beta(\tilde{\mu} \oplus \tilde{\nu}) = \beta \tilde{\mu} \oplus \beta \tilde{\nu}$;
- ⑤ $(\beta_1 + \beta_2) \tilde{\mu} = \beta_1 \tilde{\mu} \oplus \beta_2 \tilde{\mu}$ 。

定义 4: 设 $\tilde{\mu} = [s_a, s_b]$, $\tilde{\nu} = [s_c, s_d] \in \tilde{S}$, 且设 $l_{ab} = b - a, l_{cd} = d - c$,

则 $\tilde{\mu} \geq \tilde{\nu}$ 的可能度定义如下:

$$\begin{aligned} p = (\tilde{\mu} \geq \tilde{\nu}) \\ = \max \left\{ 1 - \max \left(\frac{d - a}{l_{ab} + l_{cd}}, 0 \right), 0 \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

定义 5: 设算子 $UEOWA: \tilde{S}^n \rightarrow \tilde{S}$, 若

$$\begin{aligned} UEOWA_w(\tilde{\mu}_1, \tilde{\mu}_2, \dots, \tilde{\mu}_n) \\ = \omega_1 \tilde{\nu}_1 \oplus \omega_2 \tilde{\nu}_2 \oplus \dots \oplus \omega_n \tilde{\nu}_n \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $w = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 是与 $UEOWA$ 相关联的加权向量, $\tilde{\mu}_i \in \tilde{S}$, 且 $\tilde{\nu}_j$ 是一组语言变量 $(\tilde{\mu}_1, \tilde{\mu}_2, \dots, \tilde{\mu}_n)$ 中第 j 个大的元素, 则称函数 $UEOWA$ 是不确定的扩展有序加权平均算子。

3. UMADM 方法的实现

3.1 一般的 UMADM 方法

根据上节的定义, 可建立一种基于 $UEOWA$ 算子的 UMADM 方法, 具体步骤如下:

Step1: 对于某一决策问题, 设 X 和 U 分别为方案集和属性集。决策者给出方案 $x_i \in X (i \in n)$ 在属性 $u_j \in U (j \in m)$ 下的语言评估区间值 $[s_{a_j}, s_{b_j}]$, 根据公式 (4) 对每一个方案 x_i 建立可能度矩阵 $P^{(i)} = (p_{kl})_{m \times m} (k, l \in m)$ 。

Step2: 计算每一个可能度矩阵的排序向量 $v^{(i)} = (v_1, v_2, \dots, v_m)$, 其中 $v_k (k \in m)$ 的求解公式如下:

$$v_k = \frac{1}{m(m-1)} \left(\sum_{l=1}^m p_{kl} + \frac{m}{2} - 1 \right), k \in m \quad (6)$$

Step3: 排序向量 $v^{(i)}$ 对决策表中第 i 行所有不确定语言数据按降序进行排列，并得到评估矩阵 $\tilde{R} = (\tilde{r}_{ij})_{n \times m} (\tilde{r}_{ij} \in \tilde{S})$;

Step4: 通过某种方法求属性的权值，得到 $w = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$;

Step5: 利用 UEOWA 算子对评估矩阵 $\tilde{R}$ 中的第 i 行的语言评估信息进行集结，得到决策方案 x_i 的综合属性评估值:

$$\tilde{z}_i(w) = UEOWA_w(\tilde{r}_{i1}, \tilde{r}_{i2}, \dots, \tilde{r}_{im}) \quad (7)$$

Step6: 根据可能度公式 (4)，计算出各方案综合属性值 $\tilde{z}_i(w)$ ($i \in n$) 之间的可能度 $p_{ij} = p(\tilde{z}_i(w) \geq \tilde{z}_j(w))$ ($i, j \in n$)，并建立可能度矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}$;

Step7: 利用公式(6)求得可能度矩阵 P 的排序向量 $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ，并按其分量大小对方案进行排序，即得到最优方案。

3.2 基于理想点的 UMADM 方法

上述过程是一种对决策属性语言评价区间值进行集结并排序的决策方法。但在很多实际问题中，我们总是期望待评价系统能够达到一个预期方案，称之为理想点。

定义 6: 设有 n 个决策方案和 m 个决策属性， $\tilde{S} = \{s_\alpha | \alpha = -L, \dots, L\}$ 为属性的语言评估标度， $\tilde{R} = (\tilde{r}_{ij})_{n \times m}$ 为不确定语言决策矩阵，其中 $\tilde{r}_{ij} = [s_{a_{ij}}, s_{b_{ij}}]$ ，称 $x^* = (\tilde{r}_1^*, \tilde{r}_2^*, \dots, \tilde{r}_m^*)$ 为决策方案的理想点，其中 $\tilde{r}_j^* = [s_k, s_l]$ ， $k, l \in [-L, L]$ 。

定义 7: 设 $\tilde{\mu} = [s_a, s_b]$ ， $\tilde{\nu} = [s_c, s_d] \in \tilde{S}$ 为两个不确定语言变量，则 $\tilde{\nu}$ 到 $\tilde{\mu}$ 的距离为:

$$d(\tilde{\mu}, \tilde{\nu}) = s_{\frac{c+d}{2} - \frac{a+b}{2}} \quad (8)$$

根据定义 4.6 和定义 4.7 可得方案 $x_i = (\tilde{r}_{i1}, \tilde{r}_{i2}, \dots, \tilde{r}_{im})$ 到理想点 x^* 的距离为:

$$D(x^*, x_i) = \omega_1 d(\tilde{r}_1^*, \tilde{r}_{i1}) \oplus \omega_2 d(\tilde{r}_2^*, \tilde{r}_{i2}) \oplus \dots \oplus \omega_m d(\tilde{r}_m^*, \tilde{r}_{im}) \quad (9)$$

$$= s_{D_i}$$

其中: $w = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 为属性的权重向量。

根据上述定义可建立一种基于方案理想点的决策方法: 假设由专家给出决策方案的理想点 $x^* = (\tilde{r}_1^*, \tilde{r}_2^*, \dots, \tilde{r}_m^*)$ ，可利用公式(8)和(9)计算方案 $x_i = (\tilde{r}_{i1}, \tilde{r}_{i2}, \dots, \tilde{r}_{im})$ 和理想点 x^* 的距离 $D(x^*, x_i) = s_{D_i}$ ($i \in n$)；然后用 $D(x^*, x_i)$ 对方案 x_i 进行排序和择优， $|D_i|$ 的值越小，则相应的方案越接近最优方案。

4 实例

以某新型战斗机火力与指挥控制系统^[5]为例，该系统设计需求是为了在未来网络化与信息化战场环境中，通过新型人机协作关系支持多种战术用途，实现作战效能最大化。该系统满足任务需求的各种功能总体上可以分为三个基本的类型，即感知 (Perceive) 类功能、决策 (Decide) 类功能和操作 (Act) 类功能。我们认为系统的上述三种功能可以由人、机之一或者他们共同来完成，因此所表现的自动化程度是不同的。可将感知、决策和操作功能可能采用的自动化程度划分如表 1 所示。

表 1. 系统功能自动化等级

感知	P_1	系统自主完成信息的感知与预处理
	P_2	由人自行完成对外界环境的感知
决策	D_1	系统自行决策
	D_2	人和系统交互决策，具有同等的决策权
	D_3	驾驶员自行决策，系统不参与决策过程
执行	A_1	系统自动执行所有操作过程
	A_2	由人执行操作和控制

设定场景为夜间纵深突袭作战任务的突防阶段。从系统功能模型中选取功能“态势评估”为功能分配对象，由于在这个阶段系统要同时完成多项功能，因此还需考虑两个辅助功能“目标探测”与“飞机操纵”。这三个功能同时实施保证了突防阶段任务的顺利完成。首先排除不可能出现的功能分配情况，即那些能够明显判断超出人或机的能力范围的分配选项。在该场景下，由于能见度极低，驾驶员无法通过座舱来目视观察目标情况，即排除感知功能分类中的 P_2 ，则剩余的可选的自动化程度组成了方案集: $X = \{x_i\} (i \in n)$ ，这里 $n = 6$ ， x_i 所对应的功能分配方案如表 2 所示。

表 2. 分配方案集

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
$P_1D_1A_1$	$P_1D_2A_1$	$P_1D_3A_1$	$P_1D_1A_2$	$P_1D_2A_2$	$P_1D_3A_2$

根据系统分析, 影响功能分配决策的主要因素包括: 脑力工作负荷、体力工作负荷、可靠性、费用、时间紧迫度和情境意识, 因此选取决策属性集: $U = \{u_j\} (j \in m)$, 这里 $m = 6$, 其中 u_i 代表的属性如表 3 所示。

表 3. 决策属性集

u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6
脑力 负荷	体力 负荷	可靠性	费用	时间 紧迫度	情境 意识

语言评估标度为七级:

$$S = \{s_{-3}, \dots, s_3\}$$

= {很差, 差, 较差, 一般, 较好, 好, 很好}

根据决策方案集、属性集和评估标度集建立决策表如表 4 所示。

表 4. 人机功能分配决策表

	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6
x_1	$[s_2, s_3]$	$[s_2, s_3]$	$[s_2, s_3]$	$[s_3, s_2]$	$[s_2, s_3]$	$[s_3, s_2]$
x_2	$[s_1, s_2]$	$[s_2, s_3]$	$[s_1, s_3]$	$[s_2, s_0]$	$[s_1, s_2]$	$[s_2, s_0]$
x_3	$[s_0, s_1]$	$[s_2, s_3]$	$[s_1, s_3]$	$[s_1, s_0]$	$[s_0, s_1]$	$[s_1, s_1]$
x_4	$[s_2, s_3]$	$[s_1, s_3]$	$[s_1, s_3]$	$[s_2, s_0]$	$[s_2, s_3]$	$[s_2, s_4]$
x_5	$[s_0, s_2]$	$[s_0, s_1]$	$[s_0, s_1]$	$[s_0, s_2]$	$[s_1, s_1]$	$[s_1, s_0]$
x_6	$[s_2, s_4]$	$[s_2, s_0]$	$[s_1, s_1]$	$[s_1, s_2]$	$[s_3, s_4]$	$[s_0, s_2]$

采用层次分析法得到属性权值矩阵如下:

$w = \{0.278, 0.055, 0.055, 0.167, 0.167, 0.278\}$ 根据 ULMADM 决策方法, 可得到排序向量为:

$$v = (0.157, 0.188, 0.197, 0.193, 0.161, 0.104)$$

按其分量大小对方案进行排序, 分配方案结果为:

$$x_3 \succ x_4 \succ x_2 \succ x_5 \succ x_1 \succ x_6$$

该结果表明在夜间纵深突袭作战任务的突防阶段, 火力与指挥控制系统的态势评估功能将由驾驶员来完成, 而同时对目标的探测与飞机操纵由机器来完成。通对作战任务的分析可知, 穿过敌方前沿防御阵地的飞行剖面一般是预先规划好的, 在夜间飞行时如果由人来执行操作任务, 人会由于长时间重复单调性动作累积而产生疲劳, 这时的可靠性较低。而在突防阶段由于无法进行目视飞行, 所以由人操作的精度较低。因此, 完全可以将此时的飞机操纵任务交给机器来执行, 可以显著降低人的体力负荷。而且在当前的技术水平下, 自动飞行是完全可以实现的。在这一阶段更关键性的任务是保持对整个战场态势的了解, 它需要较高的全局判断能力和可靠性, 而这正是训练有素的战斗机驾驶员的强项, 因此由人来集中精力于对战场态势的评估和预测, 这既能使其保持一定的脑力负荷, 还能提高其情境意识。总体上来说, 虽然此时对时间线的压缩相当严重, 但是由于驾驶员只完成单一的功能, 并且在他的能力范围内, 将其它工作交给机器系统来完成, 在时间上也能够满足任务的需求。所以分配方案是合理的, 它实现了在各种因素之间的均衡。

如果在表 3 的基础上给出人机功能分配方案理想点为:

$$\tilde{x}_i^* = ([s_0, s_1], [s_0, s_1], [s_1, s_2], [s_1, s_1], [s_0, s_2], [s_2, s_3])$$

根据 3.2 节的方法可得到此时的方案排序结果为:

$$x_4 \succ x_2 \succ x_1 \succ x_3 \succ x_5 \succ x_6$$

基于理想点的决策方法与一般的 UMADM 方法得到的决策方案排序结果明显不同。在此例中, 同样的场景下完成同样的功能, 系统功能分配方案应为 $P_1D_1A_2$, 即态势评估和目标探测由机来完成, 而飞机操纵则由驾驶员来完成。造成方案选择差别的原因在于, UMADM 完全是基于决策方案相互比较排序的, 没有任何指导信息。而引入了理想点后, 对系统的设计目标有了一个“先入为主”的偏好, 所以在对系统有明确要求时, 应用这种方法可以得到最接近理想目标的决策方案, 但它不一定是客观上最好的方案。理想点的选取对最优决策方案的确定有直接的影响, 对于同一个决策表不同的理想点得到的决策方案不同。

5 结束语

复杂人机系统的功能分配是一个递进和反复的过程, 在不同阶段考虑的因素不同, 所应用的技术手段

也不相同。本文所引入的 UMADM 方法适合在系统设计初期快速提出一个初步的功能分配方案, 相对模糊多属性决策方法, 其最大优点是不需要对属性值进行量化, 而是通过语言区间值来描述属性, 符合人类的思维习惯, 因此非常便于专家进行决策。随着系统设计进程的深入, 则必须借助计算机仿真或开发原型系统, 然后通过人机绩效实验来评价功能分配方案的优劣, 并做出修改和调整, 得到满足实际应用需求的详细功能分配决策方案。

Reference (参考文献)

- [1] Fitts P M. Human Engineering for an Effective Air Navigation and Traffic Control System[M]. Washington, DC: National Research Council, 1951, 4-20.
- [2] ZHOU Shihua, ZHOU Qianxiang, QU Zhansheng. The Application of Function Allocation Model with Fuzzy Decision[J]. *Chinese Journal of ergonomics*, 2004, 10 (4), P22-25 (Ch).
周诗华, 周前祥, 曲战胜. 采用模糊决策的功能分配模型及其应用[J]. *人类功效学*, 2004, 10 (4), P22-25.
- [3] Johnson P, Harrison M, Wright P. An Evaluation of Two Allocation Methods[R]. University of York, UK, 2001, 178-183.
- [4] Yager R R. Families of OWA Operators[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, 59 (2), 125-148
- [5] Yager R R, Kacprzyk J. The Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Applications[M]. Norwell, MA: Kluwer, 1997, 25-41.
- [6] TANG Zhili, ZHANG An, CAO Lu. Study on Man-Machine Function Allocation of Intelligent Fire and Command Control System[J]. *Fire Control and Command Control*, 2008, 33 (3), P39-43(Ch).
汤志荔, 张 安, 曹璐. 智能火力与指挥控制系统的人机功能分配研究[J]. *火力与指挥控制*, 2008, 33 (3), P39-43.