

基于 Vague-Topsis 法的多传感器信息融合能效评价研究

刘 庆^{1,2}, 王 昌¹

(1 西北大学 数学系, 陕西 西安 710127; 2 新乡职业技术学院 公共课部, 河南 新乡 453006)

摘 要: 为了对信息融合过程中多传感器的能效作出评估, 首先定义了 Vague 集的距离, 采用 Topsis 法得到各目标与正负理想目标的距离, 然后利用综合能效评价指数确定多传感器的性能优劣, 建立了一种基于 Vague-Topsis 法的多传感器能效评价模型. 通过仿真实例分析验证了该模型的合理性、有效性、高分辨性.

关键词: 模糊集; Vague-Topsis; 多传感器; 信息融合; 能效评价

中图分类号: TP391; O159

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)11-0051-05

Research on the Effectiveness Evaluation of Multi-Sensor Information Fusion Based on Vague-Topsis Method

LIU Qing^{1,2}, WANG Chang¹

(1 Department of Mathematics, Northwest University, Xi'an 710127, China;

2 Department of General Education, Xinxiang Vocational and Technical College, Xinxiang 453006, China)

Abstract: In order to evaluate the performance of multi-sensor in the process of information fusion, a distance is defined between Vague sets, and the distance between each object and positive, negative ideal objects are obtained based on the Topsis method. Next the comprehensive effectiveness evaluation index is introduced to evaluate the Performance of multi-sensor, and an effectiveness evaluation model of multi-sensor is constructed based on Vague-Topsis method. Finally, simulation examples in the paper prove that the model is reasonable, effective feasible, and is of high resolution.

Key words: Fuzzy sets; Vague-Topsis; multi-sensor; information fusion; effectiveness evaluation

1 引言

信息融合是针对目标决策任务, 对多传感或多源信息获得的数据进行多层次、多空间的信息互补和优化组合处理, 从而使得到的决策结果更加准确、稳定, 最终产生对观测目标的一致性解释. 信息融合已在军事和民用领域得到广泛应用. 随着信息融合技术的不断发展和应用, 学者们不断提出很多行之有效的融合理论和方法^[1-2]. 然而信息融合系统本身是一个具有强烈不确定性的复杂系统, 处理方法受到现有理论、技术、设备的限制, 所以对各传感器性能的评价就显得非常重要, 本文建立一个多传感器

的综合能效评价模型, 对多传感器能效进行评价. 因为数据处理本身就存在很多不确定因素, 所以用模糊集来研究信息融合非常适合融合的特性, 文献[3]中提出的 TOPSIS 方法是逼近理想解的排序方法 (technique for order preference by similarity to ideal solution), 其思路是先确定最理想解和最不理想解, 然后求出各方案与最理想解和最不理想解之间距离, 得出各方案的 TOPSIS 值, 并将其作为评价方案优劣的标准. 本文将在研究既有信息融合模型及数据的基础上, 试就基于 Vague-Topsis 法的信息融合进行探讨, 来建立多传感器信息融合能效评价模型.

收稿日期: 2014-01-20; **修回日期:** 2014-03-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(11326048); 中国博士后科学基金项目(2013M532079); 西北大学科学研究基金项目(12NW04)

2 Vague 集基本知识

定义 1 设^[4] U 是一个点(对象)空间, 其中任意一个元素用 x 表示, U 上的一个 Vague 集 A 用一个真隶属度函数 $t_A(x)$ 和一个假隶属度函数 $f_A(x)$ 表示, $t_A(x)$ 是从支持 x 的证据导出的 x 的肯定隶属度的下界, $f_A(x)$ 是从反对 x 的证据所导出的 x 的否定隶属度的下界. $t_A(x)$ 和 $f_A(x)$ 将区间 $[0, 1]$ 中的一个实数和 U 中的每一点联系起来, 即: $t_A(x): U \rightarrow [0, 1], f_A(x): U \rightarrow [0, 1]$, 其中 $t_A(x) + f_A(x) \leq 1$. 称 $[t_A(x), 1 - f_A(x)]$ 为 x 在 A 中的 Vague 值, 记为 $A(x)$. 比如 Vague 值 $A(x) = [t_A(x), 1 - f_A(x)] = [0.3, 0.5]$, 可以理解为元素 x 属于 A 的程度为 0.3, 不属于 A 的程度为 0.5, 不确定程度为 0.2. 用投票模型解释为: 支持 3 票, 反对 5 票, 弃权 2 票. 论域 U 上 Vague 集的全体用 $V(U)$ 表示^[4].

设 A 为一个 Vague 集, 当 U 离散时将其表示为

$$d(A, B) = \sqrt{\frac{1}{4} [(t_A(x) - t_B(x))^2 + (f_A(x) - f_B(x))^2 + (\pi_A(x) - \pi_B(x))^2]} \quad (1)$$

类似可以得到两个 Vague 集 A 和 B 之间的距离.

定义 4 设 $A = \sum_{i=1}^n [t_A(x_i), 1 - f_A(x_i)]/x_i, B = \sum_{i=1}^n [t_B(x_i), 1 - f_B(x_i)]/x_i$ 是论域 U 上的两个 Vague 集, 则 A 和 B 之间的距离 $d(A, B)$ 定义为

$$d(A, B) = \sqrt{\frac{1}{4n} \sum_{i=1}^n [(t_A(x_i) - t_B(x_i))^2 + (f_A(x_i) - f_B(x_i))^2 + (\pi_A(x_i) - \pi_B(x_i))^2]} \quad (2)$$

3 基于 Vague-Topsis 法的信息融合模型与方法

3.1 信息融合模型描述

信息融合是对多传感器或者多源信息的有效综合, 存在着信息的描述、组织、关联以及结果的评价等因素^[2], 其本身就存在着不确定因素, 所以用 Vague 集来描述信息融合非常适合融合的本质含义. 为此, 在相关文献研究的基础上, 用 Vague 集给出信息融合的相关定义.

定义 5 设 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ 为待处理的目标集合, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为传感器集合, 多传感器 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 对目标 O_i 的刻画程度可以用 Vague 集表示为^[5]:

$O_i = \{(S_1, [t_{i1}, 1 - f_{i1}]), (S_2, [t_{i2}, 1 - f_{i2}]), \dots, (S_n, [t_{in}, 1 - f_{in}])\} i = 1, 2, \dots, m$. 其中 t_{ij} 表示传感器 S_j 对目标 O_i 的确定程度, f_{ij} 表示传感器 S_j 对目标 O_i 的不确定程度, $t_{ij} \in [0, 1], f_{ij} \in [0, 1], 0 \leq t_{ij} + f_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$.

TOPSIS 法的基本思想是借助多目标问题的正

$A = \sum_{i=1}^n [t_A(x_i), 1 - f_A(x_i)]/x_i, x_i \in U$, 当 U 连续时将其表示为 $A = \int_U [t_A(x), 1 - f_A(x)]/x, x \in U$. 本文都将在离散的情况下进行讨论.

定义 2 称 $\pi_A(x) = 1 - t_A(x) - f_A(x) (0 \leq \pi_A(x) \leq 1)$ 为元素 x 对 Vague 集 A 的未知度, 它表征人们对事物认识的不确定程度, 未知度越大, 认识的精度越低.

Vague 集之间的距离是 Vague 集的一个重要应用, 根据 Vague 集的定义, 在充分考虑未知度的前提下我们给出 Vague 集之间距离的定义.

定义 3 设 $A = [t_A(x), 1 - f_A(x)], B = [t_B(x), 1 - f_B(x)]$ 是论域 U 上的两个 Vague 值, 则 A 和 B 之间的距离 $d(A, B)$ 定义为

$= \sum_{i=1}^n [t_B(x_i), 1 - f_B(x_i)]/x_i$ 是论域 U 上的两个 Vague 集, 则 A 和 B 之间的距离 $d(A, B)$ 定义为

理想解(PIS) 和负理想解(NIS) 给各方案排序. PIS 和 NIS 分别是虚拟的最佳方案和最差方案, 将各方案与 PIS 和 NIS 的距离进行比较, 靠近 PIS 又远离 NIS 的方案就是最佳方案, 从而确定各方案的排序.

文献[5] 中给出了理想目标的定义: 传感器 S_j 对目标 O_i 的确定程度是 100%, 则这种确定程度就定义为完全确定, 其 Vague 值表示为 $[1, 1]$, 并将这种理想状态下的目标称为理想目标, 表示为: $O^* = \{(S_1, [1, 1]), (S_2, [1, 1]), \dots, (S_n, [1, 1])\}$. 上述理想目标的定义, 从几何与物理意义上来说是合理的, 但是从待确定目标所表示的实际含义来说有一定的偏差, 在此基础上我们给出正负理想目标的定义.

定义 6 设 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ 为待处理的目标集合, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为传感器集合, 传感器 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 对目标 O_i 的刻画程度的两个极端形式可以用如下形式表示:

(1) 正理想目标

$$O_i^+ = \max\{(S_1, [t_{i1}, 1 - f_{i1}]), (S_2, [t_{i2}, 1 - f_{i2}]), \dots, (S_n, [t_{in}, 1 - f_{in}])\} i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

(2) 负理想目标

$$O_i^- = \min\{(S_1, [t_{i1}, 1 - f_{i1}]), (S_2, [t_{i2}, 1 - f_{i2}]), \dots, (S_n, [t_{in}, 1 - f_{in}])\} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

正负理想目标所对应的 Vague 值分别记为 VPIS 和 VNIS.

定义 7 设目标 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 对应的权重系数为 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 则目标 O_i 与正理想目标 O_i^+ 之间的加权距离定义为

$$d^+ = d(O_i, O_i^+) = \sqrt{\frac{1}{4n} \sum_{j=1}^n w_j d((t_{ij}, 1 - f_{ij}), VPIS)} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

目标 O_i 与负理想目标 O_i^- 之间的加权距离定义为

$$d^- = d(O_i, O_i^-) = \sqrt{\frac{1}{4n} \sum_{j=1}^n w_j d((t_{ij}, 1 - f_{ij}), VNIS)} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

定义 8 根据各目标与正负理想目标的加权距离公式, 我们定义各传感器 S_j 的综合能效评价指标为

$$\mu(O_i) = \frac{d^-}{d^- + d^+}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

显然 $\mu(O_i)$ 越大, 表示目标 O_i 越接近正理想目标 O_i^+ , 同时远离负理想目标 O_i^- , 所以根据综合能效评价指标 $\mu(O_i)$ 的大小可以对各传感器的性能进行排序, 从而找出最优系统.

3.2 目标权重的确定方法

目前对权重系数未知的多目标决策问题, 有多种求权重的方法, 本文在文献[6]的基础上, 提出改进的权重确定方法如下.

设目标 O_i 的权重为 w_i , 权重向量 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$ 满足约束条件

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1 \quad (0 \leq w_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, m).$$

指标权重 w_i 的选择应该使目标 O_i 与正理想目标 O_i^+ 之间的加权距离 $d(O_i, O_i^+)$ 最大, 同时与负理想目标 O_i^- 之间的加权距离 $d(O_i, O_i^-)$ 最小. 所以可以建立如下单目标规划模型:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_i^2 d^2(O_i, O_i^-), \max \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_i^2 d^2(O_i, O_i^+) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^m w_i = 1, 0 \leq w_i \leq 1 \end{cases},$$

归一化得

$$\begin{cases} \min (\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_i^2 (d^2(O_i, O_i^-) - d^2(O_i, O_i^+))) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^m w_i = 1, 0 \leq w_i \leq 1 \end{cases}.$$

构造 langrange 函数 $L(w, \lambda)$, 则

$$L(w, \lambda) =$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_i^2 (d^2(O_i, O_i^-) - d^2(O_i, O_i^+)) +$$

$$\lambda \cdot (\sum_{i=1}^m w_i - 1),$$

$$\text{令 } \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0, \frac{\partial L}{\partial w_i} = 0, \text{ 可得}$$

$$\begin{cases} 2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_i (d^2(O_i, O_i^-) - d^2(O_i, O_i^+)) + \lambda = 0 \\ \sum_{i=1}^m w_i = 1 \end{cases},$$

求解得各指标权重为

$$w_i = \frac{\frac{1}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (d^2(O_i, O_i^-) - d^2(O_i, O_i^+))}}{\sum_{j=1}^n (d^2(O_i, O_i^-) - d^2(O_i, O_i^+))}, \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

3.3 基于 Vague-Topsis 法的多传感器信息融合能效评价的一般步骤

Step1 分别输入各传感器对目标所采集的数据并表示成 Vague 集形式;

Step2 根据式(3)、(4)确定正负理想目标 VPIS 和 VNIS;

Step3 根据式(8)确定各目标的权重;

Step4 根据式(5)、(6)分别计算各目标与 VPIS 和 VNIS 的距离 d^+ 和 d^- ;

Step5 根据式(7)求出各目标的综合能效评价指标;

Step6 依据能效评价指标, 对多传感器的能效进行排序.

4 仿真实例

在多传感器信息融合中, 传感器的优劣对融合的结果影响很大. 下面以目标传感器模型为例说明

如何用 Vague-Topsis 法对多传感器信息融合能效进行评价. 假设在某次防空演习中, 用 6 类传感

器 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6\}$ 对 6 类目标 $\{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\}$ 进行融合, 根据相关的测量数据对 6 类传感器的能效进行评价。

Step1 经过多批采集数据, 用 Vague 集表示如下, 见表 1。

表 1 Vague 集数据表

	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5	O_6
S_1	$[0.9, 0.95]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.9, 0.95]$
S_2	$[0.9, 0.95]$	$[0.3, 0.45]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.9, 0.95]$
S_3	$[0.7, 0.85]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.8, 0.9]$	$[0.9, 0.95]$	$[0.8, 0.9]$
S_4	$[0.7, 0.85]$	$[0.4, 0.6]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.8, 0.9]$
S_5	$[0.6, 0.8]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.8, 0.9]$	$[0.9, 0.95]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.5, 0.5]$
S_6	$[0.9, 0.95]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.9, 0.95]$	$[0.8, 0.9]$	$[0.6, 0.8]$

Step2 根据式(3)、(4)确定正负理想目标 VPIS 和 VNIS, 见表 2。

表 2 正负理想目标

	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5	O_6
VPIS	$[0.9, 0.95]$	$[0.7, 0.85]$	$[0.8, 0.9]$	$[0.9, 0.95]$	$[0.9, 0.95]$	$[0.9, 0.95]$
VNIS	$[0.6, 0.8]$	$[0.3, 0.45]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.6, 0.8]$	$[0.5, 0.5]$	$[0.5, 0.5]$

Step3 根据式(8)确定各目标的权重。

$w = \{0.142\ 1, 0.198\ 4, 0.108\ 8, 0.191\ 8, 0.212\ 0, 0.146\ 9\}$ 。

Step4 根据式(5)、(6)分别计算各目标与 VPIS 和 VNIS 的距离 d^+ 和 d^- , 见表 3。

表 3 各目标与正负理想目标的距离及能效评价指数

	d^+	d^-	$\mu(O_i)$	能效评价排序
S_1	0.922 2	0.880 0	0.488 3	4
S_2	0.898 2	0.898 9	0.500 2	2
S_3	0.914 5	0.877 7	0.489 7	3
S_4	0.861 3	0.932 3	0.519 8	1
S_5	0.937 2	0.840 2	0.472 7	6
S_6	0.910 9	0.865 6	0.487 3	5

Step5 根据式(7)求出各目标的综合能效评价指标, 见表 3。

Step6 根据能效评价指标的大小对各传感器进行排序, μ 越大, 传感器越优良。根据表 3 可得各传感器能效排序为 $S_1 > S_2 > S_3 > S_1 > S_6 > S_5$, 传感器 S_4 能效最优良, 在实战中, 应优先选用该传感器所获得数据。

下面采用文献[7]中的算例进行比较说明。某工

件识别系统有四类工件 $\{P_1, P_2, P_3, P_4\}$, 采用五类传感器 $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$ 进行测量。经过多批次采集数据, 用 Vague 集表示如表 4 所示。

表 4 4 类工件的 Vague 集数据

	P_1	P_2	P_3	P_4
S_1	$[0.6, 0.6]$	$[0.2, 0.4]$	$[0.6, 0.7]$	$[0.3, 0.5]$
S_2	$[0.4, 0.7]$	$[0.4, 0.6]$	$[0.5, 0.7]$	$[0.6, 0.8]$
S_3	$[0.6, 0.8]$	$[0.3, 0.8]$	$[0.3, 0.5]$	$[0.3, 0.6]$
S_4	$[0.4, 0.5]$	$[0.5, 0.6]$	$[0.5, 0.6]$	$[0.2, 0.6]$
S_5	$[0.6, 0.9]$	$[0.3, 0.7]$	$[0.4, 0.6]$	$[0.6, 0.7]$

采用本文方法得到的各传感器能效评价指标与文献[7]能效评价对比如表 5 所示。

表 5 能效评价对比表

	d^+	d^-	$\mu(O_i)$	本文排序	文献[7]计分函数	文献[7]排序
S_1	0.253 4	0.141 2	0.357 8	5	0.381 8	5
S_2	0.139 1	0.234 0	0.627 1	2	0.533 0	2
S_3	0.211 0	0.194 9	0.480 2	3	0.440 3	3
S_4	0.236 9	0.193 0	0.448 9	4	0.425 0	4
S_5	0.141 0	0.256 5	0.645 2	1	0.533 1	1

根据表 5 可得各传感器能效排序为 $S_5 > S_2 > S_3 > S_4 > S_1$, 这与文献[7]的结果一致, 但是本文数据精度明显高于文献[7]中所得数据。仔细观察文献[7]中 S_2 和 S_5 数值非常接近, 区分度很小, 容易造成评价结果的模糊, 而本文的方法区分度比较大, 说明分辨率比较高, 评价结果更合理。表 6 给出了各传感器与最优良的传感器 S_5 的能效之差, 总差距是各差距之和。

表 6 文献[7]与本文能效评价结果比较

	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
本能效评价	0.357 8	0.627 1	0.480 2	0.448 9	0.645 2
与 S_5 差距	0.287 4	0.018 1	0.165	0.196 3	0
总差距	0.666 8				
文献[10]计分函数	0.381 8	0.533 0	0.440 3	0.425 0	0.533 1
与 S_5 差距	0.151 3	0.000 1	0.092 8	0.108 1	0
总差距	0.352 3				

根据表 6 对比可知, 本文各传感器与最优能效传感器的差距均大于文献[7]中各传感器与最优能效传感器的差距, 且本文能效评估的总差距 0.6668 远大于文献[7]的总差距 0.352 3, 差距越大, 说明分辨率越高, 效果越好。

5 结束语

本文充分利用 Vague 集的优势,结合处理多属性决策问题的经典方法(TOPSIS 法),研究了基于 Vague-topsis 法的多传感器能效评价问题,该方法可以评价多传感器的能效,通过两个实例对比,说明了该方法的优良性能,建立的模型可以更好地指导传感器的研制和调试,并且为多传感器的改进、优化、提高提供一定的参考。

参考文献:

- [1] Bedworth M, O'Brien J Mark Bed worth, Jane Obrien. The omnibus model: a new model of data fusion[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2000,15(4): 30-36.
- [2] 朱培逸,孙顺远,刘柱,等. 基于小波分析和鲁棒最小二乘的信息融合估计算法[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(3):18-21.
- [3] Hwang C L, Yoon K. Multiple attributes decision making methods and applicatons[M]. Berlin Springer, Heidelberg,1981:12-23.
- [4] Gau W L,Buehrer D J. Vague sets[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybematics, 1993, 23(2): 610-614.

- [5] Wang J H. Multi-attribute, multi-sensor and multi-target data fusion based on vague set[C]// Proc of the 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC 2005). China: Guangzhou, IEEE Press,2005:2511-2517.
- [6] 要瑞璞,沈惠璋,崔国梅. 权重信息未知对方案有偏好的 Vague 集多指标决策[J]. 数学的实践与认识, 2010, 40(6):99-102.
- [7] 董九英. Vague 集在多传感器信息融合中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(16):147-149.

作者简介:



刘庆男,(1978-),硕士,讲师. 研究方向为模糊代数学及其应用、信息融合。

王昌男,(1980-),博士,副教授. 研究方向为模糊数学、信息融合。

(上接第 50 页)

- [4] Zhang Y,Zheng S Q. An efficient parallel VLSI sorting architecture[J]. VLSI Design, 2000(11):137-147.
- [5] Parhami B, Kwai D M. Data-driven control scheme for linear arrays. Application to a stable insertion sorter [J]. IEEE Trans. On Parallel and Distributed Systems, 1999,10(1):23-28.
- [6] 方万元,柴志雷. 基于 FPGA 的 KLT 特征点多层次归并排序[J]. 计算机工程与应用,网络出版时间: 2013-09.
- [7] Knuth D E. Fast and efficient FPGA-based feature detection employing the SURF algorithm[C]// Field-

Programmable Custom Computing Machines (FCCM), 2010 18th IEEE Annual International Symposium on. Italy:Rome, 2010:3-10.

作者简介:

马骏男,(1987-),硕士研究生. 研究方向为专用集成电路和系统设计。

柴志雷男,(1975-),博士,副教授. 研究方向为嵌入式及实时系统。

钟传杰男,(1959-),博士,教授. 研究方向为半导体器件与专用集成电路设计。