

# 多传感器信息融合的 Vague 集法

万树平

(江西财经大学信息管理学院, 南昌 330013)

**摘要:** 采用 Vague 集表达传感器的模糊测量信息, 提出一种基于 Vague 集的多传感器信息融合方法, 给出基于 Vague 集模型描述, 定义 2 个 Vague 集之间的距离, 利用 TOPSIS 法, 根据相对接近度给出信息融合的算法。该方法充分考虑了测量信息的隶属度与非隶属度两方面的不确定信息。仿真实例验证了算法的有效性。

**关键词:** 多传感器; 数据融合; Vague 集; 相对接近度

## Vague Set Method for Multi-sensor Information Fusion

WAN Shu-ping

(College of Information Management, Jiangxi University of Finance and Economic, Nanchang 330013)

**【Abstract】** This paper uses Vague set to represent the fuzzy measurement information of sensors, and proposes a new fusion method for multi-sensor data based on Vague set. The method describes accurately the fusion model based on Vague set, and defines the distance between two Vague sets. By applying Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution(TOPSIS) method, the fusion algorithm is given by virtue of the relative closeness degree. It considers sufficiently the uncertain information of membership and non-membership degrees for measurement information. Simulation example proves that the method is effective.

**【Key words】** multi-sensor; data fusion; Vague set; relative closeness degree

### 1 概述

多传感器数据融合就是将来自多种或多个传感器的信息和数据进行综合处理, 从而得出比单一传感器更为准确可靠的结论。国内外学者用于信息融合的方法主要有基于证据理论<sup>[1-3]</sup>、模糊理论<sup>[4-5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>等。其中, 文献[5]提出的 Fuzzy 集的信息融合方法成为信息融合研究和应用的一个重要方向<sup>[7]</sup>。由于 Fuzzy 集的隶属度是一个单值, 它不能同时表示支持和反对的证据, 因此, 文献[8]提出了 Vague 集。Vague 集的特点是同时考虑非空集元素隶属度与非隶属度两方面的信息, 使得 Vague 集在处理不确定性信息时比传统的模糊集(Fuzzy 集)有更强的表达能力和更好的灵活性, 比模糊集更适合处理现实中的实际问题, 且在多个领域得到了具体应用。然而, 将 Vague 集理论运用到多传感器数据融合方面的文献却很少见。文献[7]建立了基于 Vague 集的多传感器信息融合模型。虽然该模型中的各传感器对目标的测量信息采用 Vague 集来刻画, 但是将测量信息的真、假隶属函数解释为确定程度与不确定程度, 与 Vague 集定义不符。

本文在文献[7]的基础上, 结合 TOPSIS((Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)<sup>[9]</sup>法提出了一种新的多传感器信息融合方法。

### 2 多传感器信息融合的 Vague 集法

#### 2.1 Vague 集定义

**定义 1** Vague 集<sup>[8]</sup> 令  $X$  是一个点(对象)的空间,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 其中, 任意一个元素用  $x$  表示;  $X$  中的一个 Vague 集  $A$  用一个真隶属函数  $t_A(x)$  和一个假隶属函数  $f_A(x)$  表示;  $t_A(x)$  是从支持  $x$  的证据所导出的肯定隶属度下界;  $f_A(x)$  则是从反对  $x$  的证据所导出的否定隶属度下界;  $t_A(x)$  和  $f_A(x)$  将区间  $[0, 1]$

中的一个实数与  $X$  中的每一个点联系起来, 即  $t_A: X \rightarrow [0, 1], f_A: X \rightarrow [0, 1]$ , 其中,  $t_A(x) + f_A(x) \leq 1$ 。称  $h_A(x) = 1 - t_A(x) - f_A(x)$  为元素  $x$  相对 Vague 集  $A$  的 Vague 度, 它刻画了元素  $x$  相对 Vague 集  $A$  的不确定程度。元素  $x$  在 Vague 集  $A$  的隶属度被区间  $[0, 1]$  的一个子区间  $[t_A(x), 1 - f_A(x)]$  所界定, 如  $A = [t_A(x), 1 - f_A(x)] = [0.5, 1 - 0.2]$ , 此时  $x$  属于 Vague 集  $A$  的程度可解释为:  $x$  属于  $A$  的程度为 0.5,  $x$  不属于  $A$  的程度为 0.2, 不确定程度为 0.3。它也可用投票模型来解释: 赞成票 5 票, 反对票 2 票, 弃权票 3 票。

设  $A$  为一个 Vague 集, 当  $X$  为连续时, 有

$$A = \int_X [t_A(x), 1 - f_A(x)] / x; x \in X$$

当  $X$  为离散时, 有

$$A = \sum_{i=1}^n [t_A(x_i), 1 - f_A(x_i)] / x_i; x_i \in X$$

#### 2.2 信息融合模型描述

在多传感器信息融合过程中, 有时要利用多个传感器对多个目标进行测量, 如何根据各传感器的测量结果从众多的目标中选择一个最逼近真实目标值方案, 取决于多传感器对多目标的数据采集和信息融合的有效综合, 存在着信息的描述、组织、关联及结果的评价等因素。基于 Vague 集的多传感器信息融合方法正是运用 Vague 集理论描述决策任务、组织和关联数据及评价决策结果的过程<sup>[7]</sup>。下面列出文献[7]给

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(10626029); 江西省自然科学基金资助项目(0611082, 2007GQS0074)

**作者简介:** 万树平(1974-), 男, 讲师、博士, 主研方向: 信息融合, 数据处理

**收稿日期:** 2008-11-13 **E-mail:** shupingwan@163.com

出的适合信息融合的相应定义。

**定义 2** 设  $O$  为目标集合,  $S$  为传感器集合,  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ ,  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。传感器  $S_1, S_2, \dots, S_n$  对目标  $O_i$  的刻画程度可用 Vague 集表示为  $O_i = \{(S_1, [t_{i1}, 1-f_{i1}]), (S_2, [t_{i2}, 1-f_{i2}]), \dots, (S_n, [t_{in}, 1-f_{in}])\}$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ 。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;  $t_{ij} \in [0, 1], f_{ij} \in [0, 1], t_{ij} + f_{ij} \leq 1, 1 \leq j \leq n, 1 \leq i \leq m$ 。

显然, 上述定义没有考虑 Vague 集的 Vague 度, 即相对 Vague 集的不确定程度  $h$ , 因此, 把  $t_{ij}, f_{ij}$  解释为传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  的确定程度、不确定程度, 这与 Vague 集定义不符。下面结合定义 1, 重新给出定义。

**定义 3** 设  $O$  为目标集合,  $S$  为传感器集合,  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ ,  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 。传感器  $S_1, S_2, \dots, S_n$  对目标  $O_i$  的刻画程度可用 Vague 集表示为  $O_i = \{(S_1, [t_{i1}, 1-f_{i1}]), (S_2, [t_{i2}, 1-f_{i2}]), \dots, (S_n, [t_{in}, 1-f_{in}])\}$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ 。其中,  $t_{ij}$  表示传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  的满意程度;  $f_{ij}$  表示传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  的不满意程度,  $h_{ij} = 1 - t_{ij} - f_{ij}$  为传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  的不确定程度;  $t_{ij} \in [0, 1], f_{ij} \in [0, 1], t_{ij} + f_{ij} \leq 1, 1 \leq j \leq n, 1 \leq i \leq m$ 。

基于 Vague 集的多传感器信息融合就是从 Vague 集表示的满足评价指标程度的多个目标方案中选出最佳方案<sup>[8]</sup>。下面根据 TOPSIS 法的基本思想<sup>[9]</sup>提出一种新的融合方法。

### 2.3 基于 Vague 集的融合方法

由 Vague 集的定义, 首先定义 2 个 Vague 集的距离。

**定义 4** 设 Vague 集  $A = [t_A(x), 1-f_A(x)]$ 、Vague 集  $B = [t_B(x), 1-f_B(x)]$ 、 $h_A(x) = 1 - t_A(x) - f_A(x)$ 、 $h_B(x) = 1 - t_B(x) - f_B(x)$ , 则  $A$  和  $B$  的距离定义为

$$d(A, B) = \sqrt{1/3[(t_A(x) - t_B(x))^2 + (f_A(x) - f_B(x))^2 + (h_A(x) - h_B(x))^2]}$$

由于在 Vague 集的定义中,  $t_A(x), f_A(x)$  分别刻画从支持  $x$  的证据所导出的肯定隶属度下界、从反对  $x$  的证据所导出的否定隶属度下界, 因此可定义最大的 Vague 集为  $A^* = [1, 1-0]$ , 最小的 Vague 集为  $A_* = [0, 1-1]$ 。

**定义 5** 如果传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  满意程度是 100%, 则这种满意程度定义为完全满意, 其 Vague 值表示为  $[1, 1-0]$ 。反之, 如果传感器  $S_j$  对目标  $O_i$  满意程度是 0%, 则这种满意程度定义为完全否定, 其 Vague 值表示为  $[0, 1-1]$ 。相应地, 各传感器  $S_1, S_2, \dots, S_n$  对目标的刻画程度也有 2 种极端表达子形式:

(1) 完全满意形式(正理想解), 记为

$$O^* = \{(S_1, [1, 1-0]), (S_2, [1, 1-0]), \dots, (S_n, [1, 1-0])\}$$

(2) 完全否定形式(负理想解), 记为

$$O_* = \{(S_1, [0, 1-1]), (S_2, [0, 1-1]), \dots, (S_n, [0, 1-1])\}$$

基于 Vague 集的多传感器信息融合问题就是根据各传感器对目标测量值的 Vague 集信息描述, 在目标集中找到最靠近正理想解  $O^*$  同时最远离负理想解  $O_*$  的目标, 此目标即为最佳方案。

在处理多传感器对多传感器进行信息融合的过程中, 由于诸多的因素导致在精度、范围以及输出形式等方面存在较大差异, 因此在融合时有必要对其进行分层次考虑, 使其得到的数据更加逼近真实值。在信息融合应用中, 还要对其评价指标进行加权改进, 以得到更适宜的描述。利用定义 4, 给出如下定义。

**定义 6** 考虑各传感器自身的优劣, 为其赋予一定的权重。设传感器  $S_1, S_2, \dots, S_n$  对应的权系数为  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , 则目标  $O_i$  与正理想解  $O^*$  的距离为

$$d(O_i, O^*) = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{j=1}^n w_j [(t_{ij} - 1)^2 + (f_{ij} - 0)^2 + (h_{ij} - 0)^2]} \quad (1)$$

目标  $O_i$  与负理想解  $O_*$  的距离为

$$d(O_i, O_*) = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{j=1}^n w_j [(t_{ij} - 0)^2 + (f_{ij} - 1)^2 + (h_{ij} - 0)^2]} \quad (2)$$

由定义 6, 给出相对接近度的定义。

**定义 7** 目标  $O_i$  与正理想解  $O^*$  的相对接近度为

$$C_i = d(O_i, O_*) / [d(O_i, O^*) + d(O_i, O_*)] \quad (3)$$

显然,  $0 \leq C_i \leq 1$ 。若  $O_i = O^*$ , 则  $d(O_i, O^*) = 0, C_i = 1$ ; 若  $O_i = O_*$ , 则  $d(O_i, O_*) = 0, C_i = 0$ 。  $C_i$  越大, 表明目标  $O_i$  越接近正理想解  $O^*$ , 同时越远离负理想解  $O_*$ 。

由上述分析, 给出基于 Vague 集的信息融合方法如下:

(1) 分别输入来自于传感器对于目标所采集的各类数据以及各类目标所赋予的权重;

(2) 根据式(1)、式(2)计算各目标与正理想解  $O^*$ 、负理想解  $O_*$  的距离;

(3) 由式(3)求出各目标的相对接近度, 其中, 相对接近度最大的目标即为最佳目标。

### 3 仿真实例

为验证本文方法的有效性, 下面采用文献[7]的目标识别实例加以说明。假设有 3 类目标  $\{O_1, O_2, O_3\}$  和 3 类传感器  $\{S_1, S_2, S_3\}$ 。传感器对应的权值为  $\{w_1, w_2, w_3\}$ 。经过多批采集数据, 得到输入数据表<sup>[7]</sup>(表 1), 求 3 类传感器最后的融合结果。

表 1 输入数据表

$S_i$	$w_i$	$O_1$		$O_2$		$O_3$	
		$t_{ij}$	$1-f_{ij}$	$t_{ij}$	$1-f_{ij}$	$t_{ij}$	$1-f_{ij}$
$S_1$	0.3	0.6	0.7	0.5	0.7	0.4	0.6
$S_2$	0.5	0.7	0.8	0.6	0.7	0.5	0.7
$S_3$	0.2	0.8	0.9	0.4	0.6	0.5	0.6

利用式(1)~式(3)得到各目标与正理想解  $O^*$ 、负理想解  $O_*$  的距离以及相对接近度, 见表 2。

表 2 目标类型与  $O^*, O_*$  的距离和贴近度

目标	$O_1$	$O_2$	$O_3$
与 $O^*$ 距离	0.230 9	0.344 5	0.383 8
与 $O_*$ 距离	0.611 0	0.508 6	0.476 8
相对接近度	0.725 7	0.596 2	0.554 0

可见,  $C_1 = 0.725 7$  最大, 所以, 判断最佳目标为  $O_1$ , 这与文献[7]的融合结果一致。

### 4 结束语

本文采用 Vague 集表达传感器的模糊测量信息, 重新对基于 Vague 集的多传感器信息融合模型进行了准确的描述, 定义了 2 个 Vague 集之间的距离, 把传统的 TOPSIS 法与 Vague 集结合起来, 利用相对接近度进行判定, 这也是本文与文献[7]的不同之处。仿真实例表明, 基于 Vague 集的多传感器信息融合方法在其算法复杂度和融合效果上具有高效性和正确性。算法简单, 易于在计算机上实现。

#### 参考文献

- [1] Bogler P L. Shafer-dempster Reasoning with Application to Multi-sensor Target Identification Systems[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 21(6): 156-178.
- [2] 邓勇, 朱振福, 钟山. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758.
- [3] 彭敏放, 何怡刚, 王耀南. 应用决策层信息融合的模拟电路故障诊断实现[J]. 计算机工程, 2005, 31(17): 18-20.

(下转第 263 页)