

文章编号: 1001-0920(2009)07-1097-03

基于 Vague 集的多传感器目标识别方法

万树平

(江西财经大学 信息管理学院, 南昌 330013)

摘要: 采用 Vague 集来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. 建立 Vague 集表达的多目标模型数据库, 并定义两 Vague 值之间的贴进度, 利用多目标规划模型客观地确定各特征的权重, 根据综合贴进度给出目标识别算法. 实例分析表明了算法的有效性.

关键词: 多传感器; 数据融合; Vague 集; 贴进度

中图分类号: TP274.2 **文献标识码:** A

Method based on Vague set for multi-sensor object recognition

WAN Shuping

(College of Information Technology, Jiangxi University of Finance and Economic, Nanchang 330013, China. E-mail: shupingwan@163.com)

Abstract: Vague set is used to represent the fuzzy measurement information of sensors, a fusion method for multi-sensor data is proposed based on Vague set. The database model of multiple objects based on Vague set is constructed, and the similarity degree between two Vague values is defined. By applying the model of multi-objective programming, the weights of characteristics are objectively obtained. The recognition algorithm of object is given according to the overall similarity degree. The example analysis shows the effectiveness of the method.

Key words: Multi-sensor; Data fusion; Vague set; Similarity degree

1 引言

多传感器数据融合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^[1,2]、模糊理论^[3-6]、最小二乘^[7]、Fisher 判别法^[8]等. 其中, Zadeh 提出的 Fuzzy 集^[5]的信息融合方法已成为信息融合研究和应用的一个重要方向^[9]. 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, Gau 和 Buehrer 于 1993 年提出了 Vague 集^[10]. 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, 这使得 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, 更具灵活性, 比模糊集更适合用来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不多. 文献 [9, 11] 建立了基于

Vague 集的信息融合模型. 虽然该模型中各传感器对目标的测量信息采用 Vague 集来刻画, 但将测量信息的真、假隶属函数解释为确定程度与不确定程度, 与 Vague 集定义有些不符. 本文建立了 Vague 集表达的多传感器目标识别模型, 提出了一种新的信息融合方法.

2 多传感器信息融合的 Vague 集法

2.1 Vague 集定义

定义 1 (Vague 集^[10]) 令 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 为一个点 (对象) 的空间, 其中的任意一个元素用 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

收稿日期: 2008-08-16; 修回日期: 2008-11-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (10626029); 江西省自然科学基金项目 (0611082); 江西省教育厅科技项目 (GJ08350).

作者简介: 万树平 (1974—), 男, 江西乐安人, 副教授, 博士, 从事决策分析、信息融合等研究.

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,称 $[t_A(x), 1 - f_A(x)]$ 为 Vague 值.例如, $A = [t_A(x), 1 - f_A(x)] = [0.5, 1 - 0.2]$, 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. 也可用投票模型来解释它: 即赞成票 5 票, 反对票 2 票, 而弃权票 3 票.

设 A 为一 Vague 集, 当 X 为连续时, 有

$$A = \int_X [t_A(x), 1 - f_A(x)] dx, \quad x \in X.$$

当 X 为离散时, 有

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

2.2 Vague 值表示的多目标数据库模型

在多传感器信息融合过程中, 有时要利用多个传感器对某个目标进行测量. 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的问题, 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、关联以及结果的评价等因素. 基于 Vague 集的多传感器信息融合方法, 正是运用了 Vague 集理论来描述决策任务, 组织、关联数据, 评价决策结果的过程^[9, 11]. 下面描述 Vague 值表示的多目标数据库模型.

设目标数据库包含 n 个不同的目标类别 O_1, \dots, O_n . 每个目标有 m 个特征指标. 设第 j 个目标类别 O_j 在第 i 个特征下的隶属度为 Vague 值 $x_{ij} = [t_{ij}, 1 - f_{ij}]$, 则系统有特征矩阵

$$X = (x_{ij})_{m \times n}. \quad (1)$$

目标类别 O_j 可用其 m 个特征的 Vague 值来描述, 记为 $O_j = (x_{1j}, \dots, x_{mj})$. 在目标识别时, 通过对被识别目标的各个特征参数的观测, 并与目标数据库中已知目标特征参数进行匹配来确定被识别目标的类别^[2].

现利用多个不同传感器对某一未知目标研究对象 O_0 的各个特征进行观察. 设传感器测得该对象第 i 个特征指标的表现值为 Vague 值 $x_{i0} = [t_{i0}, 1 - f_{i0}]$, $i = 1, 2, \dots, m$, 则数据融合的任务就是要根据测量值 x_{i0} ($i = 1, 2, \dots, m$) 判定该研究对象 $O_0 = (x_{10}, \dots, x_{m0})$ 的类型归属.

2.3 Vague 值贴适度

文献^[12]给出了两个 Vague 值的贴适度定义, 如下: 设 $x = [t_x, 1 - f_x]$, $y = [t_y, 1 - f_y]$ 是两个 Vague 值, 则 x 和 y 的贴适度为

$$M(x, y) = 1 - |s_x - s_y| / 2. \quad (2)$$

其中: $s_x = |t_x - f_x|$, $s_y = |t_y - f_y|$, 用投票模型解释即为赞成票与反对票之差的绝对值.

很明显, 式(2)中参与比较的信息只有 t_{ij} 和 f_{ij} , 而没有考虑 Vague 集的 Vague 度, 即相对 Vague 集的不确定程度 h , 因此贴适度定义缺乏全面性. 下面给出如下定义:

定义 2 设 $x = [t_x, 1 - f_x]$, $y = [t_y, 1 - f_y]$ 是两个 Vague 值, 则 x 和 y 的贴适度为

$$M(x, y) = 1 - (|t_x - f_x| + |t_y - f_y| + |h_x - h_y|) / 3. \quad (3)$$

其中

$$h_x = 1 - t_x - f_x, \quad h_y = 1 - t_y - f_y.$$

式(3)中除以 3 是为了使得贴适度值介于 0 与 1 之间. 定义 2 同时考虑了 Vague 集包含的肯定隶属度 t , 否定隶属度 f 和不确定度 h 三方面信息, 符合 Vague 集的主要特征, 所以上述定义更加全面、合理.

2.4 特征权重的确定

由于各目标包含多个特征, 不同特征在信息融合中所起的作用一般是不同的. 在信息融合应用中, 还要对特征指标进行加权改进, 以得到更适宜的描述. 文献^[9, 11]中人为给定各特征的权重, 主观随意性太大. 下面提出一种新的客观确定特征权重的方法.

设第 i 个特征的权系数为 w_i , 由定义 2, 定义目标类别 O_j 与未知目标 O_0 的综合贴适度为

$$Z(O_j, O_0) = \sum_{i=1}^m w_i (1 - |t_{ij} - t_{i0}| - |f_{ij} - f_{i0}| - |h_{ij} - h_{i0}|) / 3. \quad (4)$$

显然, 若 $O_j = O_0$, 则 $Z(O_j, O_0) = 1$. $Z(O_j, O_0)$ 越大, 表明未知目标 O_0 越接近目标类别 O_j .

假设各特征对应的权系数向量 $W = (w_1, \dots, w_m)$, 满足单位化约束 $\sum_{i=1}^m w_i^2 = 1, 0 \leq w_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, m$, 则可通过建立如下多目标规划模型得到:

$$\begin{aligned} & \max_W \{ Z(O_1, O_0), \dots, Z(O_n, O_0) \}, \\ & \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^m w_i^2 = 1, \quad 0 \leq w_i \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (5)$$

由于各特征之间公平竞争, 不存在任何偏好, 所以模型(5)可转化为单目标规划, 即

$$\max_W \sum_{j=1}^n Z(O_j, O_0),$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^m w_i^2 = 1, 0 \leq w_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, m. \tag{6}$$

为求解上述模型,构造拉格朗日函数

$$L(W, \lambda) = \sum_{j=1}^n Z(O_j, O_0) + \lambda \left(\sum_{i=1}^m w_i^2 - 1 \right).$$

对 w 和 λ 分别求偏导数,并令其为 0,得

$$\frac{\partial L}{\partial w_i} = \sum_{j=1}^n (1 - |t_{ij} - t_{j0}| - |f_{ij} - f_{j0}| - |h_{ij} - h_{j0}|) / 3 + 2 \lambda w_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^m w_i^2 - 1 = 0.$$

解上述方程组,易得

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n (1 - |t_{ij} - t_{j0}| - |f_{ij} - f_{j0}| - |h_{ij} - h_{j0}|) / 3}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (1 - |t_{ij} - t_{j0}| - |f_{ij} - f_{j0}| - |h_{ij} - h_{j0}|) / 3}}$$

对其归一化后,得到

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n (1 - |t_{ij} - t_{j0}| - |f_{ij} - f_{j0}| - |h_{ij} - h_{j0}|)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (1 - |t_{ij} - t_{j0}| - |f_{ij} - f_{j0}| - |h_{ij} - h_{j0}|)} \tag{7}$$

2.5 基于 Vague 集的目标识别方法

由上述分析,给出基于 Vague 集的信息融合方法如下:

- 1) 由式(1)得到特征矩阵;
- 2) 根据式(7)计算各特征的权重;
- 3) 由式(4)求出未知目标与各目标类别的综合贴近度,其中综合贴近度最大的所对应的目标类别即为未知目标所属类别.

3 算例分析

假设有 4 类目标 $\{O_1, O_2, O_3, O_4\}$, 各类目标均有 4 个特征,特征值都为 Vague 值,系统模型特征数据库如表 1 所示.现采用 4 类传感器,对某未知目标进行测量,经过多批采集数据,得到该未知目标的特征值也用 Vague 值表示,如表 2 所示.试识别该未知目标的类型.

表 1 模型特征数据库

特征	1	2	3	4
O_1	[0.6,0.7]	[0.5,0.7]	[0.4,0.6]	[0.4,0.6]
O_2	[0.3,0.6]	[0.6,0.8]	[0.2,0.7]	[0.3,0.6]
O_3	[0.6,0.8]	[0.4,0.7]	[0.6,0.9]	[0.4,0.7]
O_4	[0.3,0.8]	[0.4,0.6]	[0.3,0.7]	[0.5,0.6]

表 2 未知目标的特征值

特征	1	2	3	4
O_0	[0.2,0.5]	[0.5,0.8]	[0.3,0.6]	[0.5,0.7]

由式(1)得到特征矩阵

$$X = \begin{bmatrix} [0.6,0.7] & [0.5,0.7] & [0.4,0.7] & [0.4,0.6] \\ [0.3,0.6] & [0.6,0.8] & [0.2,0.7] & [0.3,0.6] \\ [0.6,0.8] & [0.4,0.7] & [0.6,0.9] & [0.4,0.7] \\ [0.3,0.8] & [0.4,0.6] & [0.3,0.7] & [0.6,0.7] \end{bmatrix}$$

根据式(7)计算各特征的权重向量

$$W = (0.4138, 0.1724, 0.2414, 0.1724).$$

由式(4)求出未知目标与各目标类型的综合贴近度分别为 $Z_1 = 0.1494, Z_2 = 0.0943, Z_3 = 0.1816, Z_4 = 0.1333$.

可见, $Z_3 = 0.1816$ 最大,所以判断该未知目标为 O_3 .

4 结 论

本文采用 Vague 集来表达目标识别系统的模糊信息,建立了基于 Vague 集的多传感器信息融合模型.同文献[9,11]相比,本文充分考虑了 Vague 集中的不确定程度,定义了两 Vague 值之间的贴近度,利用多目标规划模型客观地获得了各特征的权重,避免了权重选择的主观性,根据综合贴近度进行目标识别.多传感器目标识别的关键在于怎样提取模型数据库中各目标类型的特征数据,以及传感器测量结果的信息表达,这些问题有待于进一步的研究.

参考文献(References)

[1] Philip L Bogler. Shafer-dempster reasoning with application to multi-sensor target identification systems [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1987, 1(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.
(Deng Y, Zhu Z F, Zhong S. Fuzzy information fusion based on evidence theory and its application in target recognition[J]. Acta Aeronauticae Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 54-758.)

[3] 刘敏华,萧德云.基于相似度的多传感器数据融合[J].控制与决策,2004,19(5): 534-537.
(Liu M H, Xiao D Y. Multi-sensor data fusion based on similitude degree [J]. Control and Decision, 2004, 19(5): 714-716.)

[4] Odeberg H. Distance measures for fuzzy sensor opinions [J]. Measurement Science and Technology, 1993, 4(8): 808-815.

(下转第 1103 页)

又能有效克服神经网络对样本要求高、噪声敏感的缺点. 同时从理论上也分析了存在建模误差下的 IMC 系统的鲁棒稳定性和稳态误差问题, 得到在一定的建模误差存在下, IMC 系统控制精度主要受到逆模型精度的影响. 仿真结果表明, 在小样本和有噪声时, 基于 KRR 的非线性 IMC 系统较 RBF 神经网络的 IMC 系统, 改善了系统的动态性能, 缩短了过渡过程, 减小了系统稳态误差, 提高了 IMC 系统的跟踪精度, 同时具有很强的抗干扰能力.

参考文献(References)

- [1] 赵曜. 内模控制发展综述[J]. 信息与控制, 2000, 29(6): 526-531.
(Zhao Y. A survey of development of internal model control[J]. Information and Control, 2000, 29(6): 526-531.)
- [2] Wang Q G. Partial internal model control[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2001, 48(5): 976-983.
- [3] Hunt K, Sbarbaro D. Neural networks for nonlinear internal model control[J]. IEE Proceedings-control Theory and Applications, 1991, 138(5): 431-438.
- [4] 徐湘元, 毛宗源. 基于径向基函数神经网络的内模控制[J]. 电路与系统学报, 1999, 4(2): 86-92.
(Xu X Y, Mao Z Y. Internal model control based on radial basis function neural networks[J]. J of Circuits and Systems, 1999, 4(2): 86-92.)
- [5] Isabelle R, Leon P. Nonlinear internal model control using neural networks: Application to processes with delay and design issues[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2000, 11(1): 80-90.
- [6] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [7] Johan A K Suykens. Nonlinear modeling and support vector machines [C]. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conf. Hungary, 2001, 3: 287-294.
- [8] 陈庆伟, 吕朝霞, 胡维礼, 等. 基于逆系统方法的非线性内模控制[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 715-721.
(Chen Q W, Lv Z X, Hu W L, et al. Nonlinear internal model control based on inverse system method[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(5): 715-721.)
- [9] Hoerl A E, Kennard R W. Ridge regression biased estimation for nonorthogonal problems [J]. Technometrics, 1970, 12(4): 55-67.
- [5] Bell M R, Zadeh L A. Decision making in a fuzzy environment[J]. Management Science, 1970, 17(4): 141-146.
- [6] 陈守煜, 胡吉敏. 可变模糊方法及其在工件识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9): 1325-1328.
(Chen S Y, Hu J M. Variable fuzzy method and its application in parts recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(9): 1325-1328.)
- [7] 刘建书, 李人厚, 常宏. 基于相关性函数和最小二乘的多传感器数据融合[J]. 控制与决策, 2006, 21(5): 714-716.
(Liu J S, Li R H, Chang H. Multi-sensor data fusion based on correlation function and least square [J]. Control and Decision, 2006, 21(5): 714-716.)
- [8] 万树平. 多传感器数据的 Fisher 判别法[J]. 传感器与微系统, 2006, 25(8): 61-63.
(Wan S P. Method of fisher discrimination for multi-sensors data fusion [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2006, 25(8): 61-63.)
- [9] 王毅, 雷英杰. 基于 Vague 集的多传感器信息融合方法[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(4): 232-235.
(Wang Y, Lei Y J. Method for multisensor information fusion based on Vague sets[J]. Computer Technology and Development, 2007, 17(4): 232-235.)
- [10] Gau W L, Buehrer D J. Vague sets[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetic, 1993, 23(2): 610-614.
- [11] 王建宏, 李新. 基于 Vague 集的模糊信息融合研究[J]. 华中科技大学学报, 2004, 32(8): 54-56.
(Wang J H, Li X. Fuzzy data fusion based on Vague set [J]. J of Huazhong University of Science & Technology, 2004, 32(8): 54-56.)
- [12] Chen S M. Measures of similarity between Vague sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 74(2): 217-223.

(上接第 1099 页)