

模糊相似性及 D - S 理论的目标识别融合方法

王冰¹, 曾昭博², 崔冰凌¹, 王彩萍¹

(1. 中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089; 2. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 由于试飞环境的复杂性和噪声干扰等因素的影响, 使得对空中目标的识别存在一定的不确定性, 为了提高目标识别的正确率, 根据传感器对目标的测量, 提取的目标特征信息, 依据模糊相似性测度, 得到传感器报告的信任度, 以信任度作为加权系数对各测量的隶属度进行加权决策, 再依据 D - S 证据组合规则, 最终得出目标识别融合的结果。给出的方法能在复杂试飞环境中有效地识别目标。基于模糊及 D - S 理论的目标识别融合方法具有实现简单、运算量小和识别结果可靠等优点, 具有一定的理论意义和实用价值。

关键词: 模糊理论; D - S 理论; 目标识别; 指控系统

中图分类号: TN953; V243.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009 - 3516(2009)01 - 0043 - 04

在试飞指控系统中, 由于试飞环境的复杂性和噪声干扰等因素的影响, 使得系统中各个传感器提供的信息一般是不完整, 不精确, 模糊的, 甚至可能是矛盾的, 其中包含着大量的不确定性^[1-2]。同时, 对目标进行识别的判决方法也存在一定的主观模糊性, 从而增加了对目标身份识别和属性判决的难度。Zadeh 提出的模糊集理论^[3]与 Dempster - Shafer 提出的 D - S 证据理论^[4]具有较强的处理不确定信息的能力, 已广泛用于多传感器系统的目标识别领域。本文针对试飞指控系统中传感器信息的特点, 给出一种基于模糊理论和 D - S 理论相结合的目标识别融合方法, 在获得了目标特征信息的隶属度的基础上, 得到证据的信任度, 然后再利用 D - S 证据组合理论, 最终得到对目标识别融合的报告。

1 基于模糊相似性的目标识别

对目标进行识别的基本思想是, 当获得了对被识别目标的各个特征参数的观测后, 将其和模型数据库中已知目标相应的特征参数进行匹配, 就可确定被识别目标的类别^[5-6]。

设被识别的目标参数论域 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, 每类目标有 m 类测量特征参数 x_1, x_2, \dots, x_m , 模糊因素变量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 与模糊辨识对象的归属关系用对应的模糊隶属函数表示。根据高斯型的模糊隶属函数, 有:

$$\mu_{ij} = \mu_i(x_j) = e^{-\frac{(x_j - \bar{x}_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \in [0, 1] \quad (1)$$

式中: x_j 为测量值的第 j 个指标; \bar{x}_{ij} 、 σ_{ij}^2 分别为辨识对象 A_i 的第 j 个指标的均值和方差; μ_{ij} 为待识别目标特征因素 x_i 对目标 A_j 的隶属度, 由其构成的决策矩阵为:

$$U = (\mu_{ij}) \quad (2)$$

1.1 相似性测度

定义两模糊集的相似性测度如下:

$$d_{ij}^l = (A_i \odot X_j) \wedge (1 - A_i \otimes X_j) \quad (3)$$

d_{ij}^l 表示目标论域 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 的第 i 个对象与第 j 类观测特征参数的第 l 个取值的相似性大小。令

* 收稿日期: 2008 - 10 - 28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60773209)

作者简介: 王冰(1971 -), 女, 陕西西安人, 工程师, 主要从事飞机综合航空武器火力控制试飞研究。

E-mail: baijianlin - 2004@163.com

$$d_{ij} = \bigvee_{l=1}^m d_{ij}^l \quad (4)$$

那么 d_{ij} 的大小就表示 x_j 属于第 i 个对象的可能性。 d_{ij} 越大,说明传感器报告的可信度越大。令某传感器测量特征参数的可信度为:

$$\text{crd}_j = d_{ij} / \sum_{i=1}^n d_{ij} \quad (5)$$

式中 crd_j 为待识别目标特征因素 A_j 的可信度大小。

1.2 识别决策

在获得了目标测量与模型参量之间的相似性测度及测量的可信度之后以可信度作为加权系数,对隶属度采用线性加权的方法进行识别决策。线性加权的识别决策结果为:

$$d_i = \sum_{j \in A} w_j \mu_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中 $w_j = \text{crd}_j$ 为权重,且 $\sum_{j=1}^m w_j = 1$,取 d_i 中的最大者作为识别的结果。即:

$$r_0 = \arg \max_{i \in A} \{d_i\} \quad (7)$$

r_0 即为待识别目标的类别。

由于系统中存在大量的不确定因素,使得传感器报告的可信度具有一定的波动性,导致上述方法得出的识别结果也存在一定的偏差,为此利用 D - S 理论进一步进行识别决策,最终得到较为可信的识别结果。

2 基于 D - S 证据理论的目标识别融合

证据理论又称 Dempster - Shafer 数据理论或信任函数理论,基本策略是将证据集合划分成两个或多个不相关的部分,并利用它们分别对辨识框架独立进行判断,然后用 Desmster 组合规则对其组合^[7]。

假设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 表示 X 所有可能取值的一个论域集合,且所有在 Θ 内的元素间互不相容,则称 Θ 为 X 的辨识框架,它是关于某个问题域 X 中所有可能的答案组成的有限集合。在数据融合系统中, Θ 的子集是系统要做出决策或判断的结论。记 Θ 的幂集为 $P(\Theta) = 2^\Theta$ 。根据试飞的具体情况建立识别框架为 $\Theta = \{\text{型号 1, 型号 2, 型号 3, 型号 4}\}$ 。

1) 基本概率分配函数和信任函数。

定义 1 设 Θ 为一辨识框架,在 $P(\Theta)$ 上的函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$,若满足如下条件:

$$m(A) \geq 0, A \in P(\Theta); \quad m(\Phi) = 0; \quad \sum_{A \in P(\Theta)} m(A) = 1 \quad (8)$$

则 $m(A)$ 称为命题 A 的 A 基本概率赋值,表示证据对命题 A 的支持程度。

定义 2 设 Θ 为一辨识框架,函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 是 Θ 上的基本概率赋值,定义:

$$\begin{aligned} \text{Bel}: 2^\Theta &\rightarrow [0, 1] \\ \text{Bel}(A) &= \sum_{B \subset A} m(B) \quad (\forall A \subset \Theta) \end{aligned} \quad (9)$$

则称 $\text{Bel}(A)$ 为 Θ 上的信任函数,表示证据对命题 A 的总信任程度。

根据式(4),传感器的报告对应的基本概率赋值为 $M = [m_1, m_2, \dots, m_n]$,其中:

$$m_i = \text{crd}_i / \sum_{j=1}^n \text{crd}_j \quad (10)$$

2) D - S 组合规则。

设 m_1 和 m_2 分别为 2^Θ 上的两个相互独立的基本概率赋值(或证据),将其组合为一个新的证据的 Dempster 组合规则为:

$$\begin{cases} m(C) = \frac{\sum_{\substack{A_i B_j \in P(\Theta) \\ A_i \cap B_j = C}} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{\substack{A_i B_j \in P(\Theta) \\ A_i \cap B_j = \emptyset}} m_1(A_i) m_2(B_j)}, & C \neq \emptyset \\ m(\Phi) = 0, & C = \emptyset \end{cases} \quad (11)$$

根据递推原理^[8],对于多个基本可信度分配,则有规则 $m(A) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$,合并以后的总体基本可信度分配为:

$$m(A) = \frac{\sum_{\cap A_i=A, 1 \leq i \leq n} I m(A_i)}{1 - \sum_{\cap A_i=A, 1 \leq i \leq n} I m(A_i)}, \quad A \neq \emptyset \quad (12)$$

3) D-S 决策规则。

假设某目标类别具有最大的可信度,可设定一个可信度阈值,若目标类别的可信度值与其它类别的可信度值的差大于此阈值,同时不确定性区间长度小于某一阈值,目标类别的可信度值大于不确定性区间长度,则可判断即为该目标类型^[9-10],用数学表达式表示如下:

设 $\exists A_1, A_2 \subset \theta$, 满足:

$$m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta\}, \quad m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta, \text{且 } A_i \neq A_1\}$$

若有:

$$\begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \varepsilon_1 \\ m(\theta) < \varepsilon_1 \\ m(A_1) > m(\theta) \end{cases} \quad (13)$$

则 A_1 即为判决结果, $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为预先设定的门限。

3 算法仿真

设目标识别框架为 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, 有 3 部雷达对目标进行测量,待识别目标的特征参数有飞行速度、高度、加速度和雷达反射面积几个主要因素,根据系统模拟的测量数据对本文的算法进行仿真。

根据本文算法得到的由 3 部雷达确定的目标基本概率赋值见表 1。

表 1 基本概率赋值

Tab.1 The BPA based on measurements

	A_1	A_2	A_3	A_4
m_1	0.33	0.3	0.16	0.21
m_2	0.3	0.4	0.1	0.2
m_3	0.5	0.2	0.2	0.1

利用 Dempster 规则进行组合,组合情况见表 2 和表 3。

表 2 m_1, m_2 的组合结果

Tab.2 The combination results of m_1, m_2

	A_1	A_2	A_3	A_4	Φ
$m_1 m_2$	0.099	0.12	0.016	0.042	0.661

表 3 m_1, m_2, m_3 的组合结果

Tab.3 The combination results of m_1, m_2, m_3

	A_1	A_2	A_3	A_4	Φ
$m_1 m_2 m_3$	0.0495	0.024	0.0032	0.0042	0.92

3 部雷达融合后的每个命题的融合概率赋值为:

$$m(A_1) = 0.61, \quad m(A_2) = 0.30, \quad m(A_3) = 0.04, \quad m(A_4) = 0.05$$

取 $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.2$, 可得决策结果为 A_1 。

4 结论

仿真结果表明本文的方法能在复杂试飞环境中有效地识别目标,具有一定的理论意义和实用价值。基于模糊理论与 D-S 理论的目标识别方法,可以适应多传感器或证据信息的不完整性,得到比较可靠的决策结果。

参考文献;

- [1] 何友,王国宏,陆大金,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000.
HE You, WANG Guohong, LU Dajin, et al. Multi-sensor Fusion and Its Application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2000. (in Chinese)
- [2] Bedworth M, O'Brien J. The Omnibus Model: A New Model of Data Fusion[J]. Proceeding of IEEE AES Systems Magazine, 2000, 4: 30-36.
- [3] 何新贵. 模糊知识处理的理论与技术[M]. 北京:国防工业出版社,1998.
HE Xingui. Theory and Technology of Fuzzy Knowledge Processing[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1998. (in Chinese)
- [4] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [5] 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): 53-56.
DENG Yong, ZHU Zhenfu, ZHONG Shan. Fuzzy Information Fusion Based on Evidence Theory and Its Application in Target Recognition[J]. Acta Aeronautica & Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 53-56. (in Chinese)
- [6] 张英鑫,王保树. 模糊匹配方法及证据理论在辐射源识别中的应用[J]. 计算机工程, 2005, 33(22): 33-35.
ZHANG Yingxin, WANG Baoshu. Application of Fuzzy Matching Method and Evidence Theory in Field of Recognition for Radiant Point[J]. Computer Engineering, 2005, 33(22): 33-35. (in Chinese)
- [7] Bedworth M. Probability Moderation for Multilevel Information Processing[R]. DRA Technical Report DRA/CIS(SEI)/651/8/M94. AS03BPO32/t, 1994.
- [8] Hall D L, Linas J. An Introduction to Multisensor Data Fusion[J]. Proceedings of IEEE, 1997, 85(1): 6-23.
- [9] Dalcher D. A Situational Assessment; Proceedings of Seventh IEEE International Conference and Workshop on the Engineering of Computer Based Systems[C]. [s. n.]: IEEE, 2000: 390-392.
- [10] Stover J A, Hall D L, Gibson R E. A Fuzzy-logic Architecture for Autonomous Multi-sensor Data Fusion[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1996, 43(3): 403-410.

(编辑:田新华)

Research of Target Identification Fusion Method Based on the Fuzzy Matching and the D-S Theory

WANG Bing¹, ZENG Shao-bo², CUI Bing-ling¹, WANG Cai-ping¹

(1. Chinese Flight Test Establishment, Xian 710089, China; 2. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: Because of the influence of the complexity environment and noise jamming, target identification is uncertain in the flight-test examination. To enhance the preciseness rate in target identification, target characteristic information is extracted based on the measurement of the target by the sensor. The subjection degree relative to the reference target in the target storage is calculated via maximal subjection degree principle. The trusting degree of the sensor is gained via D-S theory. Fusion target identification result is calculated finally. Target character can be identified efficiently under the complex test flight environment via this method. The method is simple, credible and practical.

Key words: fuzzy theory; D-S theory; target identification; command control system