

数据融合技术中 Dempster-Shafer 证据理论的应用*

郭涛¹, 李龙飘¹, 费庆国², 高鹏¹

(1. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室, 山西 太原, 030051;

2. 山西北方惠丰机电有限公司科研设计一所, 山西 长治, 046012)

摘要: 介绍了多传感器数据融合技术中的 Dempster-Shafer 证据理论法的应用。多传感器系统中包括声传感器、振动传感器、磁传感器和红外传感器。此系统对同类、异类传感器的信号采集、预处理, 及数据的预处理结果用概率的形式表示, 数据融合在此多传感器系统中的作用是采用 Dempster-Shafer 证据理论法进行融合, 利用多传感器的互补与冗余信息, 提高整个传感器系统的有效性。

关键词: 数据融合; 证据理论; 不确定性; 算法

中图分类号: TP274

文献标识码: A

Application of Dempster-Shafer evidence theory in data fusion technology

GUO Tao¹, LI Long Piao¹, FEI Qing Guo², GAO Peng¹

(1. National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. No.1 Academic Institution, Shanxi North Huifeng Mechanical & Electronic Co.Ltd, Changzhi 046012, China)

Abstract: This paper introduces the application of Dempster-Shafer evidence theory of multi-sensor data fusion technology. The multi-sensor system includes 4 types of sensors, such as acoustic sensors, vibration sensors, magnetic sensors and infrared sensors. This system acquires and processes the similar and heterogeneous sensor's signal. To present the data of processing results with the form of the probability. The function of data fusion in multi-sensor system further integration by Dempster-Shafer evidence theory. Using complementary and redundant information of multi-sensor, enhancing the effectiveness of the entire sensor system.

Key words: data fusion; evidence theory; uncertainty; algorithm

目标识别是一个比目标跟踪更广泛的概念, 其包含大量的变量, 反映目标各要素的非度量形式容许多类型的表示技术, 每一种表示技术又可以采用不同的方法进行计算。多传感器信息融合是指将经过集成处理的多传感器信息进行合成, 形成对外部环境某一特征的一种表达方式。经过融合的多传感器信息能完善地、精确地反映环境特征, 并具有信息冗余性、信息互补性、信息实时性和信息的低成本性等特征^[1]。

文章讨论的数据融合算法是基于 Dempster-Shafer 证据理论的数据融合算法的应用。在包括声、磁、振动、

红外 4 类传感器的系统中, 首先对各个传感器的检测信号进行预处理、特征提取、数据关联等算法处理, 得到对目标身份识别的可信度概率值, Dempster-Shafer 证据理论算法就是综合处理各个传感器的可信度概率值, 得到更准确的判别, 降低身份估计的不确定性。

1 数据融合的基本原理

多传感器数据融合实际上是对人脑综合处理复杂问题的一种功能模拟。在多传感器系统中, 各种传感器提供的信息可能具有不同的特征: 时变的或者非时变的、实时的或者非实时的、快变的或者缓变的、模糊的

* 基金项目: 国家自然科学基金(E052502)

或者确定的、精确的或者不完整的、可靠的或者非可靠的、相互支持的或互补的，也可能是相互矛盾或者冲突的。多传感器信息融合的基本原理就像人脑综合处理信息的过程一样，充分地利用多个传感器资源，通过对各种传感器及其观测信息的合理支配和使用，将各种传感器在空间和时间上的互补和冗余信息依据某种优化准则组合起来，产生对观测环境的一致性解释和描述。信息融合的目标是基于各传感器分离观测信息，通过对信息的优化组合导出更多的有效信息。这是最佳协同作用的结果，它的最终目的是利用多个传感器共同或联合操作的优势，来提高整个传感器系统的有效性。

单传感器信号处理或低层次的多传感器数据处理都是对人脑信息处理过程的一种低水平模仿，而多传感器信息融合系统则是通过有效地利用多传感器资源，最大限度地获取被探测目标的环境的信息量。多传感器信息融合与经典信号处理方法之间也存在着本质差别，其关键在于信息融合所处理的多传感器信息具有更复杂的形式，而且通常在不同的信息层次上出现。这些信息抽象层次包括检测层、位置层、属性层、态势层和威胁层^[2]。

2 基于 Dempster-Shafer 证据理论的数据融合

2.1 基本理论

设 Ω 是样本空间，领域内的命题都用 Ω 的子集表示。命题的信任函数 $\text{Bel}: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$ ，且

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B), \text{ 对所有的 } A \subseteq \Omega$$

Bel 函数也称为下限函数，表示对 A 的全部信任。

似然函数 $\text{Pl}: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$ ，且

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}), \text{ 对所有的 } A \subseteq \Omega$$

Pl 也称为上限函数或不可驳斥函数，表示对 A 非假的信任程度。

A 的不确定性由 $u(A) = \text{Pl}(A) - \text{Bel}(A)$ 表示。 $(\text{Bel}(A), \text{Pl}(A))$ 称为信任区间，它反映了关于 A 的许多重要信息。Dempster-Shafer 证据理论对 A 的不确定的描述可以用图 1 表示^[3]。

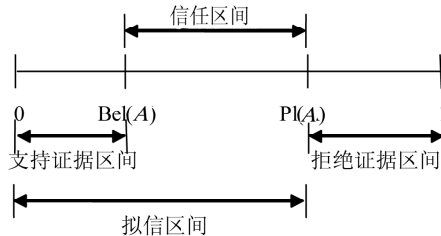


图 1 对 A 的不确定性描述

2.2 数据融合算法

多传感器系统对多个测量周期的数据进行融合处理比单个测量周期的数据进行融合具有更可靠的融合

效果，本文主要讨论多传感器多测量周期的数据融合算法实现。设有 m 个传感器，各传感器在各测量周期上获得的后验可信度分配为：

$$M_{sj}(A_i), i=1,2,\dots,k; j=1,2,\dots,n; s=1,2,\dots,m, u_{\delta_i} = M_{s\delta_i}(\Omega) \\ j=1,2,\dots,n; s=1,2,\dots,m$$

式中， $M_{sj}(A_i)$ 表示第 s 个传感器 ($s=1,2,\dots,m$) 在第 j 个测量周期 ($j=1,2,\dots,n$) 上对命题 $A_i (i=1,2,\dots,k)$ 的后验可信度分配， u_{sj} 表示对未知命题的可信度分配。

融合的过程如图 2 所示，先对每一个传感器，基于 n 个周期的累积两侧计算每一个命题的融合后验可信度分配，然后基于这些融合后验可信度分配，进一步计算总的融合后验可信度分配。

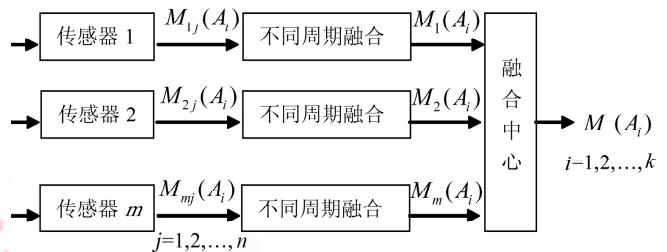


图 2 数据融合过程

计算步骤：

(1) 计算每一个传感器依据各自 n 个周期的累积量测所获得的各个命题的融合后验可信度分配：

$$M_s(A_i) = c_s^{-1} \sum_{\cap A_j = A_i} \prod_{1 \leq s \leq n} M_{sj}(A_i), i=1,2,\dots,k$$

$$\text{其中 } c_s = 1 - \sum_{\cap A_j = \emptyset} \prod_{1 \leq s \leq n} M_{sj}(A_i) = \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} \prod_{1 \leq s \leq n} M_{sj}(A_i)$$

“未知”命题的后验可信度分配为

$$u_s = c_s^{-1} u_{s1} u_{s2} \dots u_{sn}$$

$$M_{sj}(P) = c^{-1} \sum_{j=1}^n \{ M_{sj}(P) [\prod_{i=0}^{j-1} u_{si}] [\prod_{i=j+1}^n (M_{si}(P) + u_{si})] \}, u_{s0} = 0$$

$$c = \sum_{j=1}^n \{ M_{sj}(P) [\prod_{i=0}^{j-1} u_{si}] [\prod_{i=j+1}^n (M_{si}(P) + u_{si})] \} + \prod_{i=1}^n u_{si}$$

(2) 将 m 个传感器看作一个传感器系统，即

$$M(P) = c^{-1} \sum_{\cap A_j = P} \prod_{1 \leq s \leq n} M_s(A_i), P \subseteq \Omega$$

$$\text{其中, } c = \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} \prod_{1 \leq s \leq n} M_s(A_i), \quad u = c^{-1} u_1 u_2 \dots u_n^{[4]}$$

3 算法的实现及融合结果

数据融合算法的程序流程如图 3 所示，根据各传感器对目标判别的可信度概率值，经过数据融合程序在 MATLAB 上仿真实现后，得到的融合结果具有综合各个传感器的信息、降低身份估计的不确定性等优点。

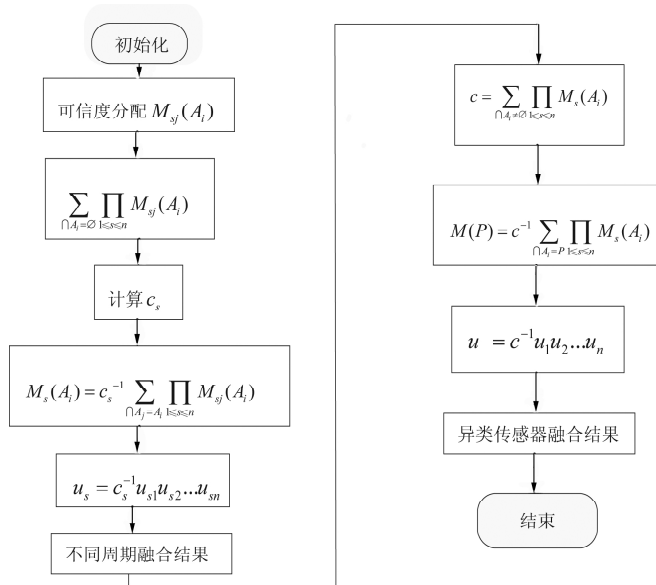


图3 程序流程图

对于声、磁、振动、红外4类传感器，假设已获得2个测量周期的后验可信度分配数据， $M_{sj}(A)$ 表示第 s 个传感器在第 j 个测量周期上对命题的后验可信度分配， $M_{sj}(A_j) = \{\text{车辆}, \{\text{人}, \{\text{不明}\}\}$ 。

$$M_{j1}=(0.4, 0.2, 0.4) \quad M_{j2}=(0.4, 0.3, 0.3)$$

$$M_{21}=(0.3, 0.3, 0.4) \quad M_{22}=(0.5, 0.3, 0.2)$$

$$M_{31}=(0.6, 0.1, 0.3) \quad M_{32}=(0.4, 0.1, 0.5)$$

$$M_{41}=(0.4, 0.4, 0.2) \quad M_{42}=(0.5, 0.3, 0.2)$$

同类传感器2个周期的数据融合得：

$$M_1=(0.5500 \quad 0.3000 \quad 0.1500)$$

$$M_2=(0.5395 \quad 0.3553 \quad 0.1053)$$

$$M_3=(0.7333 \quad 0.1000 \quad 0.1667)$$

$$M_4=(0.5588 \quad 0.3824 \quad 0.0588)$$

异类传感器数据融合得：

$$M=(0.6776 \quad 0.2979 \quad 0.0246)$$

由数据融合结果可知，目标为车辆的概率为0.6776，目标为人的概率为0.2979，不明的概率降为0.0246。可见融合后的数据为决策提供了更可靠的数据基础。

参考文献

- [1] 陈俊风. 多传感器信息融合及其在机器人中的应用[D]. 黑龙江: 哈尔滨工业大学, 2004.
- [2] 何友, 王国宏, 陆大, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [3] 杨露菁, 余华. 多源信息融合理论与应用[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006.
- [4] 康耀红. 数据融合理论与应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.