

# 基于D-S证据理论的多传感器目标识别应用

杨帆,刘畅

(武汉工程大学电气信息学院,湖北 武汉 430074)

摘要:以目标识别为背景,详细阐述了 Dempster-shafer(D-S)证据理论方法的原理、多传感器信息融合的实现方法,并以多感觉智能机器人为载体,运用递归集中式融合方法测量数据结构中的互不相容元素对目标进行识别,从识别结果可以看出,这是一种识别目标的有效方法。

关键词:目标识别;证据理论;信息融合

中图分类号:TP 212

文献标识码:A

## 0 引言

信息融合是多源信息综合处理的一项新技术,它根据多种信息资源进行检测、关联、估计和数据以及信息的多层次、多界面的合成处理,以便获得关于状态和属性的精确估计以及完整、实时的态势和威胁评估<sup>[1-3]</sup>。一般来说,对不同的信息,使用不同的融合方法。对于多种传感器系统来说,信息具有多样性和复杂性,因此对信息融合方法的基本要求是具有鲁棒性和并行处理能力<sup>[4-5]</sup>。D-S证据理论是多传感器信息融合中最常用的一种不精确推理方法之一,是目前用于信息融合的一种有效方法<sup>[6]</sup>。下面讨论的是如何利用D-S证据理论将多个传感器分别提供的有关目标对象的证据综合为一致的结果描述。

## 1 D-S证据理论

定义1  $\Omega = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  为辨别框架,它是一个互不相容事件的完备集合,结果为所有可能取值。它的子集的全体即 $\Omega$ 的幂集 $2^\Omega$ ,记 $F(F \rightarrow [0, 1])$ , $m$ 是命题的基本概率分配函数,满足下列两个条件的映射:

$$m(\Phi) = 0 \quad (1)$$

$$\sum_{A \in F} m(A) = 1 \quad (2)$$

式(1)将概率1分配给全集 $\Omega$ 的各个子集, $m(A)$ 给出了 $A$ 的基本概率数,当 $A \neq \Omega$ 时,表示对 $A$ 的精确信任程度,当 $A = \Omega$ 时, $m(\Omega)$ 表示 $m$ 不知道怎么分配,当 $A$ 为 $\Omega$ 的子集且 $m(A) \neq 0$ 时,称 $A$ 为 $m$ 的一个焦点(focal function)。

定义2 对于任何的命题集,信任函数为

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

似真函数定义为

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B)$$

其中 $\bar{A} = \Omega - A$ 。

$m(A)$ 实际上是 $A$ 定义在 $\Omega$ 上的概率,它反映了人们信念的不确定性程度,而信任函数 $Bel(A)$ 称为下限函数,表示命题成立的最小不确定性函数, $Bel(\Phi) = 0, Bel(\Omega) = 1$ 。 $Pl(A)$ 函数也称为上限函数或否定函数,表示对命题非假的信任程度成立的不确定性度量,容易证明 $Pl(A) \geq Bel(A)$ 。所以 $[Bel(A), Pl(A)]$ 就表示了对 $A$ 的信任区间。

定义3 设有两个推理系统,它们的概率赋值和信任函数分别为 $m_1, m_2$ 和 $Bel_1, Bel_2$ ,对于子集 $A$ ,将这两个推理系统的概率赋值合成的D-S规则为:

$$m(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_1(A_1)m_2(A_2) / \sum_{A_1 \cap A_2 \neq \Phi} m_1(A_1)m_2(A_2)$$

$$\sum_{A_1 \cap A_2 \neq \Phi} m_1(A_1)m_2(A_2) =$$

$$1 - \sum_{A_1 \cap A_2 = \Phi} m_1(A_1)m_2(A_2) = 1 - k$$

其中 $0 \leq k \leq 1$ 。

$k$ 是正交测度函数,客观的反映了融合过程中各证据区间的冲突程度, $1 - k$ 是归一化因子。

对于多个证据的合成, $m_1, m_2, \dots, m_n$ 分别表示 $n$ 个概率赋值函数,且它们是独立的证据得到的,则融合的规则是:

$$m(A) = \sum_{\cap A_i} \prod_{i=1}^n m_i(A_i) / [1 - \sum_{\cap A_i} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)]$$

## 2 基于 D-S 在目标识别中的应用

### 2.1 建立目标识别系统

讨论测量数据结构中的元素互不相容时的递归目标识别融合,并以多感觉智能机器人为载体,利用力觉、触觉、视觉信息实现目标样本的分类.机器人系统结构如图 1 所示.

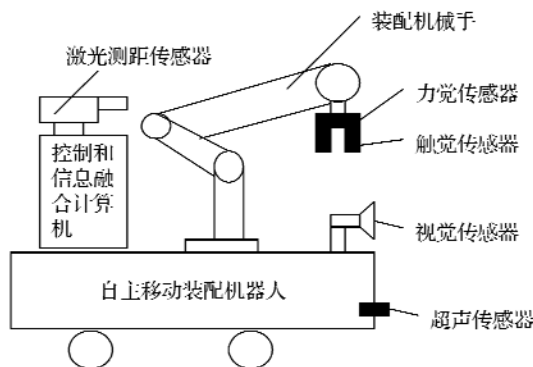


图 1 多传感器信息融合自主移动装配机器人

Fig. 1 Autonomous mobile robot with multisensor information fusion

集中式融合从所有传感器平台获得数据,并在融合中心处理这些数据,当 Dempster 组合规则能用递归的形式实现时,则可在时空域更有效地进行数据融合<sup>[7-8]</sup>.假定有  $M$  个传感器探测相同主体(即识别框架  $\Omega$ ),每个传感器可提供  $N$  个不同测量状态,幂集  $F$  形成了测量数据结构.递归集中式数据融合流程如图 2 所示,它把  $k-1$  时刻的集中式累积目标识别信息  $m(k-1)$  与  $k$  时刻由  $M$  个传感器测得的目标识别信息组相组合,以得到在时刻总的目标识别融合信息.

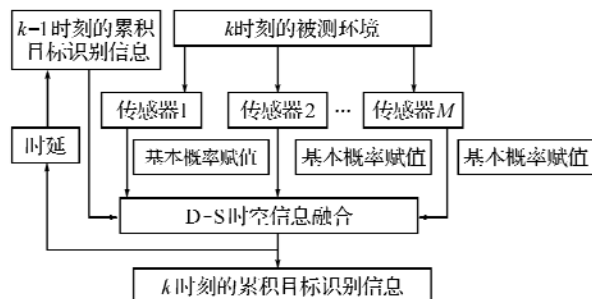


图 2 递归集中式目标识别数据融合流程

Fig. 2 Data fusion process about target was identified by using recursion centralization fusion

### 2.2 实验及结果分析

目标识别框架为  $\Omega = \{S_1, S_2, S_3\}$ ,  $S_1$  表示乒乓球,  $S_2$  表示排球,  $S_3$  表示篮球.利用多感觉智能机器人对这组球进行识别,以对乒乓球的识别为

例,由力觉、触觉、视觉传感器确定的基本概率赋值为  $m_P(\cdot)$ 、 $m_T(\cdot)$ 、 $m_S(\cdot)$ ,如表 1 所示.

表 1 由三种传感器确定的基本概率赋值

Table 1 The basic probability identify by the thrcce sensors

	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$\Omega$
$m_P(\cdot)$	0.40	0.25	0.15	0.20
$m_T(\cdot)$	0.60	0.13	0.12	0.15
$m_S(\cdot)$	0.70	0.15	0.04	0.11

通过证据理论的组合规则,计算力觉、触觉传感器融合的基本概率  $m_{P \times T}$ ,组合情况如表 2 所示.

表 2  $m_P(\cdot)$ 和  $m_T(\cdot)$ 的组合情况

Table 2 Combination situation with  $m_P(\cdot)$  and  $m_T(\cdot)$

	$m_P(\cdot)$			
	0.4	0.25	0.15	0.2
$m_T(\cdot)$	0.6	0.24	0.15	0.09
	0.13	0.052	0.0325	0.0195
	0.12	0.048	0.03	0.018
	0.15	0.06	0.0375	0.0225

由表 2 可知,  $m_P(\cdot)$ 和  $m_T(\cdot)$ 两批证据的不一致因子  $K$  为

$$K = 0.15 \mid 0.09 \mid 0.052 \mid 0.0195 \mid$$

$$0.048 \mid 0.03 = 0.3895$$

力觉、触觉传感器融合后的基本概率赋值为

$$m_{P \times T}(S_1) = \frac{0.24 + 0.12 + 0.06}{1 - K} \approx 0.690$$

$$m_{P \times T}(S_2) = \frac{0.0325 + 0.0375 + 0.026}{1 - K} \approx 0.160$$

$$m_{P \times T}(S_3) = \frac{0.018 \mid 0.0225 \mid 0.024}{1 - K} \approx 0.100$$

$$m_{P \times T}(\Omega) = \frac{0.03}{1 - K} \approx 0.050$$

同理,计算力觉、触觉、视觉传感器融合的基本概率  $m_{P \times T \times S}$ ,其融合结果如表 3 所示.

表 3 融合结果

Table 3 Result of fusion

	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$\Omega$
$m_{P \times T}$	0.690	0.160	0.100	0.050
$m_{P \times T \times S}$	0.890	0.074	0.026	0.008

对于上述最终结果,选取最大的可信度作为最终的识别结果.本次决策识别结果为目标类型 1,即为乒乓球.同理通过力觉、触觉、视觉传感器确定不同基本概率赋值,运用 D-S 证据理论也可对排球和篮球进行识别,从而实现球类的分类.可以看到,利用该算法用于多传感器数据融合目标识别是切实可行的,而且具有较高的正确识别率,显示了良好的应用前景.

## 3 结 语

利用 D-S 证据理论实现球类的分类,可以看

到把多感觉传感器系统与机器人相结合,便于机器人充分理解环境信息,保证信息的准确性和可靠性.该算法结构简单,融合精度高,能够客观的反映事物的不确定性,适合处理多传感器集成系统的信息融合问题. D-S 证据理论作为一种决策融合推理手段,日益广泛地应用于人工智能领域.

#### 参考文献:

- [1] 冯波. 多传感器信息融合技术的研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2002.
- [2] 李圣怡,吴学忠,范大鹏. 多传感器融合理论及在智能制造系统中的应用[M]. 北京:国防工业出版社,2001:4.
- [3] 孔伟,张彦铎. 基于遗传单法的自主机器人避障方法研究[J]. 武汉工程大学学报,2008,30(3):110-113.
- [4] 王培屹. 全自主足球机器人运动模型的改进[J]. 武汉工程大学学报,2006,28(3):62-62.
- [5] 王为. 基于 LM629 对足球机四人运动控制的设计[J]. 武汉工程大学学报,2008,30(1):104-107.
- [6] Morcelli M. Application of Dempster-Shafer theory of evidence to the correlation problem[J]. Proceeding of the Fifth International Conference on Information Fusion,2002,2 (2):759-762.
- [7] Delmotte F. Target identification based on the transferable belief model interpretation of dempster-shafer model[J]. IEEE Transaction on SMC,2004,34(4):457- 471.
- [8] 邱素蓉. 多传感器数据融合中的目标识别技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2003.

## Application of multisensor target identification based on D-S evidence theory

*YANG Fan, LIU Chang*

(School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Take the target identification as background, the principle of D-S evidence theory and the method of the multisensor information fusion were elaborated in detail. And the multi-feeling intelligent robot was taken as the carrier, the target was identified by using recursion centralization fusion method to measure compatible elements in data structure. Seen from the recognition result, it is an effective method of identifying targets.

**Key words:** target identification; evidence theory; information fusion

本文编辑:陈晓苹