

# 递归时空信息融合技术及其在毫米波 与红外目标识别中的应用<sup>1</sup>

吴红金 李兴国

(南京理工大学毫米波光波近感技术研究所 南京 210014)

**摘 要** 本文使用 Dempster-Shafer 技术讨论了递归时空信息融合的集中(或分配)算法。与 Bayes 算法相比, Dempster-Shafer 技术具有较强的处理信息的不确定性的能力。集中算法是将所有信息汇集于中心处理器中进行处理;而分配算法则是依靠各分散的分处理器分担运算量,这样可增加计算能力。改进的算法可有效地应用于采用两种探测器的目标识别:毫米波辐射计、红外搜索和跟踪探测器。

**关键词** Dempster-Shafer 技术, 信息融合, 目标识别

**中图分类号** TN911.7, TP391

## 1 引 言

递归时空信息融合技术在航海、遥感测量、目标识别和多目标跟踪等方面都有重要应用。人们已设计出许多时空信息融合算法<sup>[1]</sup>, 例如, 离散 Kalman 滤波<sup>[2]</sup> 和 Bayes 判定<sup>[3]</sup> 等。然而, 这些算法都需要大量先验信息, 且在许多场合, 先验信息是不可知的或不可准确知道的, 这就需要算法具有一定的处理信息不确定性的能力, Dempster-Shafer 技术就是以更多的计算为代价从而获得很强的处理信息的不确定性的能力<sup>[4,5]</sup>。对于联合和分离的数据结构, 本文首先给出 Dempster-Shafer 技术的基本概念; 然后推导针对这两种数据结构的时空信息融合算法; 最后论述 Dempster-Shafer 技术在目标识别中的应用并给出相应结论。

## 2 利用 Dempster-Shafer 技术的时空信息融合

首先介绍可信度函数 (Belief function 简记为 Bel 函数) 的概念和 Dempster 数据结合规则。Bayes 判定中的基本函数为概率函数; 而 Dempster-Shafer 技术中的基本函数则为 Bel 函数。对于给定的一个集合  $X$  (亦称识别结构), Bel 函数可定义为一种变换<sup>[6]</sup> :

$$\text{Bel}: P(X) \rightarrow [0, 1]. \quad (1)$$

它给  $X$  的每一个匀边子集指派一个范围在  $[0, 1]$  中的数。对每一个  $A \in P(X)$ ,  $\text{Bel}(A)$

<sup>1</sup> 1994-05-30 收到, 1994-10-24 定稿

可理解为属于集合  $A$  的任一  $X$  中的给定元素的可信度。假设  $X = \{A, B, C\}$ ，则  $X$  的幂集  $P(X)$  为

$$P(x) = \left\{ \begin{array}{l} \{A, B, C\}, \{A, B\}, \{A, C\} \\ \{B, C\}, \{A\}, \{B\}, \{C\}, \Phi \end{array} \right\}. \quad (2)$$

幂集  $P(X)$  共有  $2^N$  个元素， $N$  为集合  $X$  的元素个数。

Bel 函数的性质：

$$(1) \quad \text{Bel}(\Phi) = 0, \quad \text{Bel}(X) = 1. \quad (3)$$

(2) 若  $A, B \in P(X)$  且  $A \subseteq B$ ，则

$$\text{Bel}(A) \leq \text{Bel}(B). \quad (4)$$

(3) 若  $A_1 \subseteq A_2 \subseteq \cdots \subseteq A_i \cdots$ ，则

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \text{Bel}(A_i) = \text{Bel}(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i). \quad (5)$$

(4) 若  $A_1, A_2, \cdots, A_n \in P(X)$ ，则

$$\begin{aligned} \text{Bel}(A_1 \cup A_2 \cup \cdots \cup A_n) &\geq \sum_i \text{Bel}(A_i) - \sum_{i < j} \text{Bel}(A_i \cap A_j) \\ &+ \cdots + (-1)^{n+1} \text{Bel}(A_1 \cap A_2 \cap \cdots \cap A_n). \end{aligned} \quad (6)$$

这里  $P(X)$  是集合  $X$  的所有匀边子集的一个幂级，而  $\Phi$  为空集。Bel 函数与概率函数的显著区别在于 (6) 式没有取等号。特别当  $A_1 = A, A_2 = \bar{A}$ ，规则 (4) 式变为

$$\text{Bel}(A) + \text{Bel}(\bar{A}) \leq 1. \quad (7)$$

对每一个 Bel 函数，可定义为一个相关的是非函数 (Plausibility function, 简记为 Pl 函数)：

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) \quad (8)$$

或者

$$\text{Bel}(A) + \text{Pl}(\bar{A}) = 1. \quad (9)$$

是非函数  $\text{Pl}(A)$  包含集合  $A$  的辅助信息以及不被集合  $\bar{A}$  排斥的似是而非的信息。显然， $\text{Pl}(A) \geq \text{Bel}(A)$ 。当  $\text{Pl}(A) = \text{Bel}(A)$  时，Bel 函数变为概率函数。Bel 函数可用基本概率分配函数  $m$  来描述：

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \quad (10)$$

$m$  函数可给幂级  $P(X)$  中每一个元素指配一个概率值，其定义为

$$m : P(X) \rightarrow [0, 1]. \quad (11)$$

这样  $m(\Phi) = 0$ , 且  $\sum_{A \in P(X)} m(A) = 1$ .

Dempster 数据结合规则为: 从两个随机独立源的相同主题上获得的数据可以结合成该主题的联合数据。例如, 由两个基本概率分配函数  $m_1(A)$  和  $m_2(B)$  所表达的两段数据可以结合成一段联合数据。

$$m_{12}(c) = \begin{cases} \left[ \sum_{c=A \cap B} m_1(A) \cdot m_2(B) \right] / (1 - K), & c \neq \Phi; \\ 0, & c = \Phi; \end{cases} \quad (12)$$

这里常量  $K$  为

$$K = \sum_{A \cap B = \Phi} m_1(A) \cdot m_2(B). \quad (13)$$

$K$  代表这两段数据的冲突信息。从 (12) 式中除去冲突信息后, 结合信息才被归一化。当  $\text{Bel}(A) = \text{Pl}(A)$ ,  $\text{Bel}(B) = \text{Pl}(B)$  时, Dempster 规则退化为 Bayes 规则。

这里给出 Dempster 数据结合的一个实

例: 待识别结构  $X = \{A, B, C\}$ , 如表 1 所示,

传感器 1 测量子集  $\{A\}$  并得  $m_1(\{A\}) = 0.6$ ,

$m_1(X) = 1 - m_1(\{A\}) = 0.4$ , 传感器 2 测量子

集  $\{A, B\}$ , 并得  $m_2(\{A, B\}) = 0.7$ ,  $m_2(X) = 1 - m_2(\{A, B\}) = 0.3$ , 表中数据由交集的数据相乘得到。由于  $\{A, B\} \cap \{A\} \neq \Phi$ , 故无需归一化处理。由 Dempster 规则知, 对于子集  $\{A, B\}$ , 结合数据

$\{A\}(0.6)$	$\{A\}(0.42)$	$\{A\}(0.18)$
$X(0.4)$	$\{A, B\}(0.28)$	$X(0.12)$
	$\{A, B\}(0.7)$	$X(0.3)$

$$\text{Bel}(\{A, B\}) = m_{12}(\{A, B\}) + m_{12}(\{A\}) + m_{12}(\{B\}) = 0.28 + 0.42 + 0.18 + 0 = 0.88 \quad (14)$$

而对子集  $\{A\}$ , 结合数据

$$\text{Bel}(\{A\}) = m_{12}(\{A\}) = 0.42 + 0.18 = 0.6 \quad (15)$$

可见, 融合后子集  $\{A, B\}$  数据增加 ( $0.7 \rightarrow 0.88$ ), 这是因为传感器 1 提供了集合  $\{A, B\}$  的一个子集  $\{A\}$  的信息; 而子集  $\{A\}$  的数据不变 ( $0.6 \rightarrow 0.6$ ), 因为传感器 2 没有提供  $\{A\}$  的信息。

## 2.1 关于分离数据结构的时空信息融合

Dempster 规则可在时域和传感器域递归使用, 完成时空信息的有效融合。假定  $N$  个传感器探测相同主体 ( $X$ ), 每个传感器可提供  $M$  个不同测量状态, 幂级  $P(X)$  表示所有待测子集的集合 (注意, 并非所有子集都被测量, 存在测量不确定性), 当  $P(X)$  中所有子集为互不相交 (独立) 时, 按以下算法推导; 而当  $P(X)$  中的子集相互联合时, 则按第 2.2 节的方式推导。

2.1.1 每个传感器的时域信息融合 设第  $i$  个传感器在第  $(k-1)$  时刻的积累信息为  $m_j^i(k-1)$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,  $j = 1, \dots, M$ , 分配给待识别体  $X$  的积累不确定性为  $\theta^i(k-1) =$

$1 - \sum_{j=1}^M m_j^i(k-1)$ 。第  $i$  个传感器第  $k$  时刻的测量值为  $m_{j_k}^i$ ，测量不确定性为  $\theta_k^i = 1 - \sum_{j=1}^M m_j^i$ 。由于  $P(X)$  中所有子集独立，表 2 中数值  $m_j^i(k-1)m_{l_k}^i, (j \neq l)$  被指配给代表冲突信息的空集，由 Dempster 规则知，新的积累信息  $m_j^i(k)$  为

$$m_j^i(k) = [m_j^i(k-1)m_{j_k}^i + m_j^i(k-1)\theta_k^i + \theta^i(k-1)m_{j_k}^i] / (1 - K_k^i), \quad (16)$$

这里

$$K_k^i = \sum_{j \neq l} m_j^i(k-1)m_{l_k}^i. \quad (17)$$

校正过的积累不确定性由下式给出

$$\theta^i(k) = [\theta^i(k-1)\theta_k^i] / (1 - K_k^i). \quad (18)$$

当新的测量可得到时，这种校正过程重复进行。

表 2

$m_1^i(k-1)$	$m_1^i(k-1)m_{1_k}^i$	$m_1^i(k-1)m_{2_k}^i$	...	$m_1^i(k-1)m_{M_k}^i$	$m_1^i(k-1)\theta_k^i$
$m_2^i(k-1)$	$m_2^i(k-1)m_{1_k}^i$	$m_2^i(k-1)m_{2_k}^i$	...	$m_2^i(k-1)m_{M_k}^i$	$m_2^i(k-1)\theta_k^i$
...	...	...	...	...	...
$m_M^i(k-1)$	$m_M^i(k-1)m_{1_k}^i$	$m_M^i(k-1)m_{2_k}^i$	...	$m_M^i(k-1)m_{M_k}^i$	$m_M^i(k-1)\theta_k^i$
$\theta^i(k-1)$	$\theta^i(k-1)m_{1_k}^i$	$\theta^i(k-1)m_{2_k}^i$	...	$\theta^i(k-1)m_{M_k}^i$	$\theta^i(k-1)\theta_k^i$
	$m_{1_k}^i$	$m_{2_k}^i$	...	$m_{M_k}^i$	$\theta_k^i$

表 3

$m_1^i(k)$	$m_1^i(k)m_1^n(k)$	$m_1^i(k)m_2^n(k)$	...	$m_1^i(k)m_M^n(k)$	$m_1^i(k)\theta^n(k)$
$m_2^i(k)$	$m_2^i(k)m_1^n(k)$	$m_2^i(k)m_2^n(k)$	...	$m_2^i(k)m_M^n(k)$	$m_2^i(k)\theta^n(k)$
...	...	...	...	...	...
$m_M^i(k)$	$m_M^i(k)m_1^n(k)$	$m_M^i(k)m_2^n(k)$	...	$m_M^i(k)m_M^n(k)$	$m_M^i(k)\theta^n(k)$
$\theta^i(k)$	$\theta^i(k)m_1^n(k)$	$\theta^i(k)m_2^n(k)$	...	$\theta^i(k)m_M^n(k)$	$\theta^i(k)\theta^n(k)$
	$m_1^n(k)$	$m_2^n(k)$	...	$m_M^n(k)$	$\theta^n(k)$

2.1.2 交叉传感器域的空间信息融合 当每个传感器计算完自己的积累信息后（如 (16) 式）， $N$  个传感器的积累信息被组合，表 3 给出了第  $i$ 、第  $n$  两传感器提供的积累信息的组合情况，由 Dempster 规则就可计算出两传感器提供的时空积累信息

$$m_j^{in}(k) = [m_j^i(k)m_j^n(k) + m_j^i(k)\theta^n(k) + \theta^i(k)m_j^n(k)] / (1 - K_k^{in}), \quad (19)$$

这里

$$K_k^{in} = \sum_{j \neq l} m_j^i(k)m_l^n(k). \quad (20)$$

时空积累不确定性则为

$$\theta^{in}(k) = [\theta^i(k)\theta^n(k)] / (1 - K_k^{in}). \quad (21)$$

在  $N$  个传感器中重复上述过程即可得到整个传感器系统的全部时空积累信息。

### 2.2 有关联合数据结构的时空信息融合

由于联合数据结构中的元素是非独立的，因此第 2.1 节中的公式不能使用，本节针对这种数据结构，给出两种 Dempster-Shafer 算法。

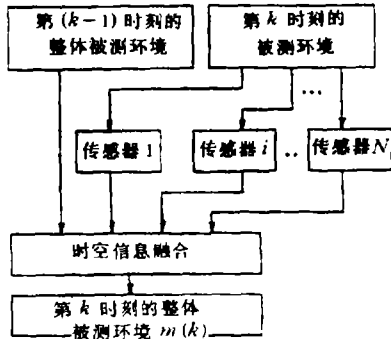


图 1 时空信息融合集中算法

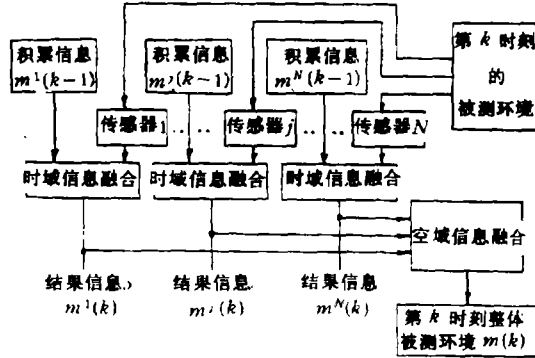


图 2 无反馈时空信息融合分配算法

2.2.1 递归集中算法 图 1 给出了一种递归集中时空信息融合算法，它可将第  $k$  时刻  $N$  个传感器提供的信息与集中积累信息  $m(k-1)$  结合起来。用 MATRIX<sub>X</sub> 编制的算法程序 FUSE<sup>[7]</sup> 可有效地使用被测数据的冗余度。集中算法的具体步骤为：

- (1) FUSE 函数在  $N$  个传感器中重复使用以获得第  $k$  时刻的空间信息  $m_k$ 。
- (2) 再调用一次 FUSE，将已融合的空间信息  $m_k$  与集中积累信息  $m(k-1)$  相融合。

该算法的优点是仅用了一个中央处理器。

2.2.2 递归分配算法 分配算法在  $N$  个子处理器中分配计算量。该算法的优点是提高了计算效率和错误容限。在每个传感器上，递归信息融合独立进行，且通过选定适当门限可减小融合数据矢量的维数，从而使整个系统计算量减少。

这里给出两种分配算法：其一为无反馈分配算法（如图 2 所示），每个传感器的当前测量值与时域积累信息  $m^i(k-1)$  相融合产生校正积累信息  $m^i(k)$ ，然后， $N$  个传感器的校正积累信息  $m^i(k), i = 1, 2, \dots, N$ ，再相融合产生时空积累信息。其二为有反馈分配算法（如图 3 所示），其特点是每个传感器的当前测量值是与整个系统的先前积累信息  $m(k-1)$  相融合而不是与传感器自身积累信息  $m^i(k-1)$  相融合。该算法较无反馈优越，因为整个系统的积累信息可以在每一个传感器上得到。

## 3 用于目标识别的信息融合

该部分涉及两种探测器：毫米波 (MMW) 辐射计<sup>[8]</sup> 和红外搜索和跟踪 (IRST) 探测器。MMW 辐射计用于对坦克目标进行类型识别；IRST 探测器则既进行类型识别又进行敌-我-中(立)判定。实验选用美国 Wright State University 电子工程系的实验数据<sup>[9]</sup>。

每个探测器输出两种元素：可信度值（用于融合算法）、测量矢量（维数 10）。实验给出四类目标（或干扰）： $6 \times 4\text{m}^2$  坦克、 $5 \times 3\text{m}^2$  坦克、 $1 \times 1\text{m}^2$  摩托车、大水塘，这四类目标（或干扰）的可信度如表 4 所示。若测量矢量的某位是 0，则被测体不是与此位相



表 5 MMW 辐射计输出测量序列

矢量	距离 (m)																			
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
bit 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
bit 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
bit 3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1
bit 4	0	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1
bit 5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
bit 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
bit 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
bit 8	0	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	1
bit 9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1
bit 10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

(每位 \* 该位距离操作可信度 = 该位可信度值)

表 6 IRST 探测器输出测量序列

矢量	距离 (m)																			
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
bit 1											1									
bit 2											1							1		
bit 3											1			1				1		
bit 4											1	1		1	1		1	1		
bit 5		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		1	1		1	1
bit 6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		1	1
bit 7		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		1	1		1	1
bit 8					1				1	1			1			1	1		1	1
bit 9													1			1	1		1	
bit 10																				

在高度为 150m 的距离上，两探测器进行扫描，每 5m 测量一次，两探测器的操作可信度如图 5 所示。从 0 到 150m 的距离上，两探测器的测量输出（含噪声）如表 5、表 6 所示。采用 Dempster-Shafer 有（无）反馈递归分配算法，将两探测器上信息进行融合（即按图 2、图 3 所示算法反复调用 FUSE 程序），即可得有关特性（敌我区分）和类别的融合信息。这里仅给出有关类别信息的融合识别结果，如图 6、图 7 所示。

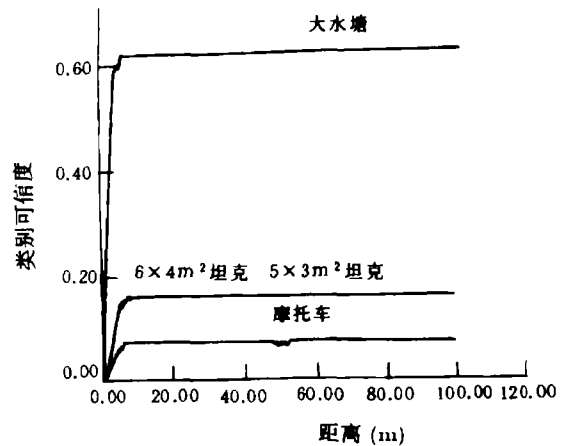


图 7 运用有反馈 Dempster-Shafer 递归分配算法融合类别信息的识别结果

### 4 结 论

对联合（或分离）的测量数据结构，利用 Dempster-Shafer 技术，本文详细讨论了时空信息融合的递归集中（或分配）算法。计算机模拟实验证明，该算法用于坦克目标识别效

果良好, 识别率较高。如果能将毫米波辐射计、毫米波非相干雷达、红外探测器三者识别信息进行融合, 势必会进一步提高识别率, 这是坦克目标识别的一个探索方向。

### 参 考 文 献

- [1] Luo R C, Kay M G. IEEE Trans. on SMC, 1989, SMC-19(5): 901-931.
- [2] Hong L. IEEE Trans. on AES, 1991, AES-27(2): 370-379.
- [3] Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1988, 51-65.
- [4] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976, 121-143.
- [5] Waltz E, Llinas J. Multisensor Data Fusion. Boston, MA: Artech House, 1990, 13-70.
- [6] Klir G J, Folger T A. Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1988.
- [7] Hong L, Lynch A. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(2): 443-444.
- [8] 李兴国. 毫米波近感技术及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1989, 22-90.
- [9] 廖苏鹏. 无线电探测系统目标识别方法的研究: [博士论文]. 华东工学院, 1992, 73-77.

## RECURSIVE TEMPORAL-SPATIAL INFORMATION FUSION TECHNIQUE AND ITS APPLICATIONS TO MMW AND INFRARED TARGET IDENTIFICATION

Wu Hongjin    Li Xingguo

(*Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210014*)

**Abstract** Centralized/distributed recursive algorithms for temporal-spatial information integration are discussed by using the Dempster-Shafer technique. Compared with the Bayesian approach, the Dempster-Shafer technique has a strong capability of handling information uncertainties. All information is pooled into the central processor in the centralized integration algorithm. In contrast, the distributed algorithm shares the computation burden among the local processors, which increase the computational efficiency. The developed algorithms are applied to a target identification problem with two sensors: millimeter wave radiometer, infrared searching and tracking.

**Key words** Dempster-Shafer technique, Information fusion, Target identification

吴红金: 男, 1963年生, 博士生, 研究领域为数字信号处理, 模式识别, 图像处理, 信息融合及神经网络的应用.

李兴国: 男, 1940年生, 教授, 博士生导师, 现从事毫米波精确探测及目标识别技术研究.