

# 基于 DS 理论的混合式时空域信息融合模型

洪昭艺 高勋章 黎 湘

(国防科技大学电子科学与工程学院空间电子信息技术研究所, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 利用信息融合技术进行目标识别, 已经成为模式识别领域的重要研究方向。而利用 DS 理论进行时空域信息融合是信息融合领域的一个研究热点。信息融合技术既包括了在空间域上对多个证据的融合, 也包括了在时间域上对不同时刻的同一证据源提供的证据的融合。本文首先介绍递归集中式, 递归分布无反馈式和递归分布有反馈式三种典型时空信息融合模型, 通过对各模型进行的理论分析和算例仿真, 得出一个与前人不同的观点; 然后以空间目标融合识别为背景, 提出一种有效的混合式时空信息融合模型。在保证识别率的前提下, 该模型能节约系统资源, 降低运算量。仿真实验验证了该模型的有效性。

**关键词:** DS 理论; 时空域; 信息融合; 目标识别

**中图分类号:** G202    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1003-0530(2011)01-0014-06

## Research on Temporal-Spatial Information Fusion Model Based on DS Theory

HONG Zhao-yi GAO Xun-zhang LI Xiang

(Research Institution of Space Electronics, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract:** Target recognition using information fusion techniques becomes an important research direction in the domain of pattern recognition. Temporal spatial information fusion using the DS theory is a research focus in the domain of information fusion. Information fusion techniques include integration of several evidences in the spatial domain and integration of evidences in different moments from the same evidence source in the time domain. This paper introduces three classical temporal spatial information fusion models, namely recursive centralized, recursive distributed without feedback and recursive distributed with feedback firstly. By theoretical analysis and example simulation, this paper presents a new conclusion which is different from the others. Then an effective hybrid model of temporal-spatial information fusion is proposed according to the background of space target Fusion Recognition, which can save system resources and reduce the computational complexity on the condition of ensuring recognition efficiency. Simulation result shows the efficiency of the new model.

**Key words:** DS Theory; Temporal-Spatial; Information Fusion; Target Recognition

### 1 引言

目前, 利用信息融合技术进行目标识别, 已经成为模式识别领域的重要研究方向。而 DS 理论由于其其在表征和处理不确定信息方面的优势, 成为信息融合研究的一个热点。利用 DS 理论对数据进行融合处理, 既包括了在空间域上对多个证据源提供的信息进行融合, 也包括对同一证据源在不同时刻提供的信息进行融合。在空间域上根据观测、决策和融合的关系, 可以将融合系统的体系结构分为集中式和分布式和混合式

三种, 在时间域上则往往采用递归的形式实现。

目前国内外对空间域信息融合已经进行了较为深入的研究, 也取得了许多成果, 如 Huadong Wu 和 Mel Siegel 等人研究了用 DS 证据理论进行多传感器信息决策融合, 模拟人的感知和推理过程取得了比较理想的结果<sup>[1]</sup>。但对时间域的信息并未充分利用。文献[2]对多传感器的时空信息融合进行了研究, 但是也未能建立具体的模型。Lang Hong 和 Andrew Lynch 较早地研究了基于 DS 证据理论的时空信息融合模型<sup>[3]</sup>, 总结了递归集中式结构和递归分布式结构的特点, 其中递

归分布式结构又分为递归分布无反馈式和递归分布有反馈式两种,并将这几种模型应用于目标识别领域,通过该应用结果可以看出这两种递归时空信息融合模型可以利用时空域上的各种信息快速有效地识别出目标,达到很好的识别效果。然而在其结论中认为,递归分布有反馈式结构可以得到比另外两种结构更好的识别效果,这却是不符合实际情况的。本文将通过理论分析和算例仿真验证这一点。在对这些结构的应用中,国内学者<sup>[4]</sup>将类似算法应用于毫米波和红外目标识别。文献[5]中利用DS理论提出了一种战场平台识别的框架,利用递推集中式结构来进行时空信息融合。文献[6]中针对传统的融合算法环境适应性较差的缺点,提出了一种决策层时空信息序贯融合的神经网络模型。融合模型的选择对各种不同应用下的融合结果好坏产生很大影响,因此根据各自融合要求和实际应用特点选择合适的时空域融合模型也将是本文研究的内容之一。

本文首先简要介绍文献[3]中所总结的几种时空域信息融合模型,随后基于DS理论对这几种模型进行理论分析,并通过算例仿真验证该分析,最后以空间目标融合识别为例,提出一种混合式的时空域信息融合模型,并对其性能进行仿真验证。

## 2 典型时空域信息融合模型<sup>[3]</sup>

文献[3]中将数据结构分为不相容数据结构和相容数据结构,并分别研究它们的融合模型,用于进行目标识别,这里本文仅对相容数据的时空融合进行分析。相容数据的时空融合可采用集中式数据融合与递归分布式数据融合两种方法并按 Dempster 组合公式进行计算。

### 2.1 递归集中式数据融合

递归集中式数据融合流程如图1所示,它把 $k-1$ 时刻得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相组合,以得到在 $k$ 时刻总的目标识别融合信息。

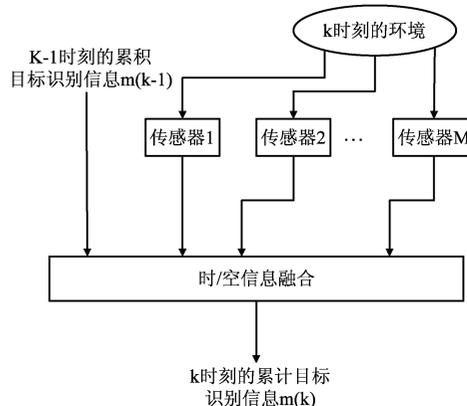


图1 递归集中式数据融合流程

### 2.2 递归分布式数据融合

递归分布式数据融合可分为递归分布无反馈时空信息融合(见图2)和递归分布有反馈时空信息融合(见图3)两种。在无反馈融合结构中,每个传感器的当前测量值与该传感器上一时刻的时域累积信息 $m^i(k-1)$ 相融合得到局部传感器当前的累积信息 $m^i(k)$ ,然后将 $M$ 个传感器的时域累积信息 $m^i(k)$ , $i=1,2,\dots,M$ ,进行空域融合得到最终的时空融合信息 $m(k)$ 。在有反馈的融合结构中,每个传感器的当前测量值与上一时刻整个系统的时空累积信息 $m(k-1)$ 相融合,然后在传感器与对 $M$ 个传感器的时域融合信息进行空域融合,得到当前时刻的时空融合累积信息 $m(k)$ 。由此可见,这里的有无反馈,实际上是指有无系统时空融合的全局反馈。

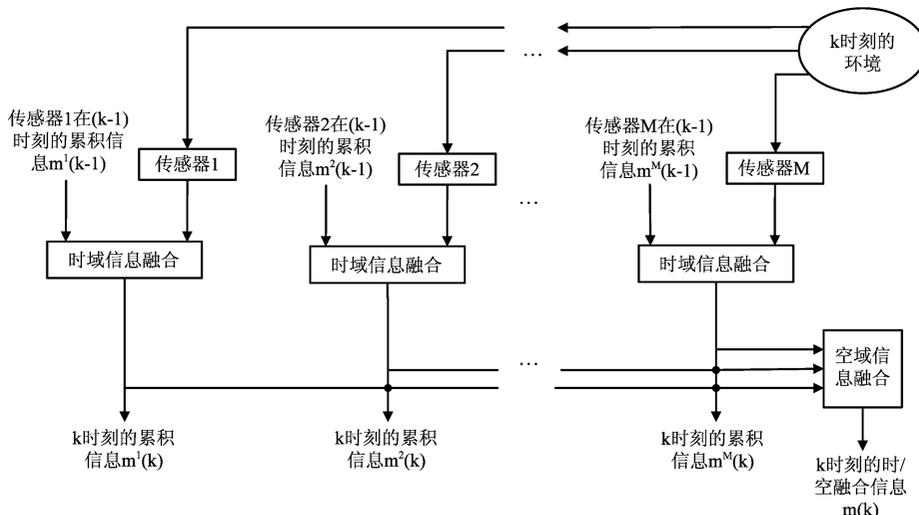


图2 递归分布无反馈时空信息融合流程

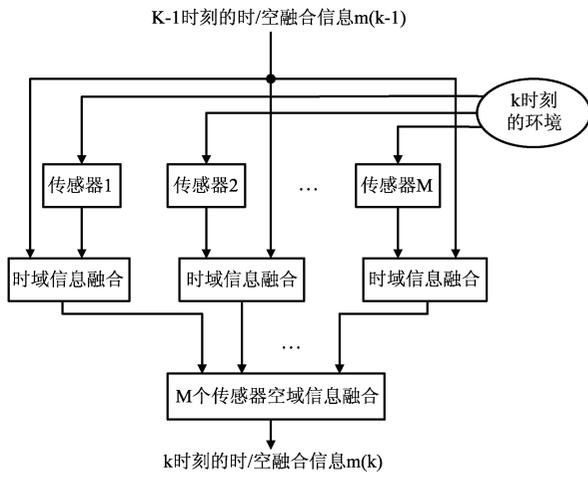


图3 递归分布有反馈时空信息融合流程

## 2.3 性能分析与算例比较

在文献[3]中,通过其实验结果,作者认为由于系统时空融合的全局反馈,递归分布有反馈式融合模型比其他两种的融合性能更好,对目标的识别效果也更好。然而实际上这种更好效果的出现并不是因为采用了递归分布有反馈式融合模型,而是由于其实验数据的特殊性所造成的。本节将通过对以上三种融合模型的融合结果进行理论分析,并通过算例仿真来验证理论分析的结果。

### 2.3.1 性能分析

首先,通过分析以上模型,可以发现三种模型的结构各有优缺点。递归集中式数据融合可以实现实时融合,其数据处理精度高,但是缺点是对处理器要求高、可靠性较低、数据量大;递归分布无反馈式时空信息融合方法可以在M个传感器的子处理器中分配计算量,在每个传感器上独立进行递归时域信息融合,且可以通过选择适当门限减小融合数据矢量的维数,从而在对M个传感器进行空域融合时刻减小整个系统的计算量。当一个传感器失效时,就将之去掉,对余下的传感器数据进行融合。因而其优点是改善了计算效率和错误容限,但是其精度和实时性没有集中式高。而在递归分布有反馈时空信息融合方法中,由于每个传感器都使用了整个传感器系统的时空累积信息,因而虽然也可以改善计算效率和错误容限但却丧失了系统的并行性。

其次,对三种融合模型各融合结果包含的信息量进行比较。假设融合各证据所采用的组合规则均为 Dempster 组合规则。以  $m_i(k)$  表示  $k$  时刻第  $i$  个传感器输出的证据,  $m^j(k)$  表示在分布式结构中  $k$  时刻第  $j$  个传感器

递归融合输出的融合结果,  $m(k) = m_i(k) \oplus m_j(k)$  表示两证据的融合,  $m(k)^N = m(k) \oplus m(k) \oplus \dots \oplus m(k)$ , 表示证据  $m(k)$  与自身相融合  $N-1$  次, 并定义  $Y(k) = m_1(k) \oplus m_2(k) \oplus \dots \oplus m_M(k)$ , 表示在  $k$  时刻所有传感器输出证据的融合结果。

$k$  时刻,递归集中式的融合信息为

$$\begin{aligned}
 m(k) &= m(k-1) \oplus [m_1(k) \oplus m_2(k) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= m(k-2) \oplus [m_1(k-1) \oplus m_2(k-1) \oplus \dots \oplus \\
 &\quad m_M(k-1)] \oplus [m_1(k) \oplus m_2(k) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= \dots = m(1) \oplus [m_1(2) \oplus m_2(2) \oplus \dots \oplus m_M(2)] \\
 &\quad \oplus \dots \oplus [m_1(k) \oplus m_2(k) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= [m_1(1) \oplus m_2(1) \oplus \dots \oplus m_M(1)] \oplus \dots \oplus \\
 &\quad [m_1(k) \oplus m_2(k) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= Y(1) \oplus Y(2) \oplus \dots \oplus Y(k)
 \end{aligned}$$

最后一步是因为 Dempster 组合规则符合结合律和交换律。

递归分布无反馈式的融合信息为

$$\begin{aligned}
 m(k) &= m^1(k) \oplus m^2(k) \oplus \dots \oplus m^M(k) \\
 &= [m^1(k-1) \oplus m_1(k)] \oplus [m^2(k-1) \oplus m_2(k)] \\
 &\quad \oplus \dots \oplus [m^M(k-1) \oplus m_M(k)] \\
 &= \dots = [m^1(1) \oplus m_1(2) \oplus \dots \oplus m_1(k)] \oplus \dots \oplus \\
 &\quad [m^M(1) \oplus m_M(2) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= [m_1(1) \oplus m_1(2) \oplus \dots \oplus m_1(k)] \oplus \dots \oplus \\
 &\quad [m_M(1) \oplus m_M(2) \oplus \dots \oplus m_M(k)] \\
 &= Y(1) \oplus Y(2) \oplus \dots \oplus Y(k)
 \end{aligned}$$

递归分布有反馈式的融合信息为

$$\begin{aligned}
 m(k) &= m^1(k) \oplus m^2(k) \oplus \dots \oplus m^M(k) \\
 &= [m(k-1) \oplus m_1(k)] \oplus [m(k-1) \oplus m_2(k)] \oplus \dots \oplus \\
 &\quad [m(k-1) \oplus m_M(k)] \\
 &= Y(k) \oplus m(k-1)^M = Y(k) \oplus [Y(k-1) \oplus m(k-2)^M]^M \\
 &= \dots = Y(k) \oplus Y(k-1)^M \oplus Y(k-2)^{M^2} \oplus \dots \oplus \\
 &\quad Y(2)^{M^{k-2}} \oplus m(1)^{M^{k-1}} \\
 &= Y(k) \oplus Y(k-1)^M \oplus Y(k-2)^{M^2} \oplus \dots \oplus Y(2)^{M^{k-2}} \oplus Y(1)^{M^{k-1}}
 \end{aligned}$$

通过比较可以发现递归集中式和递归分布无反馈式的融合信息在  $k$  时刻包含累积的信息相同,均为各传感器在各时刻输出的所有证据  $m_i(j)$ ,  $i=1, 2, \dots, M$ ,  $j=1, 2, \dots, k$  的融合结果,即  $Y(1) \oplus Y(2) \oplus \dots \oplus Y(k)$ , 这样每个时刻的证据均以相同的权重融合到  $k$  时刻的融合结果中,文献[3]的实验结果也验证了这一点;而递归分布有反馈式包含的累积信息则比另外两种模型多,在该模型中  $k$  时刻的累积融合信息  $m(k)$  为上一时

刻累积信息  $M-1$  次自身融合后,再与当前时刻各传感器输出的证据相融合的结果,即  $Y(k) \oplus m(k-1)^M$ ,这样同一个证据随着递归的次数增加,被融合的次数将呈急速上升,如在时刻  $j$  的证据在时刻  $j+1$  的递归融合结果中将被融合  $M$  次,而在时刻  $j+2$  的递归融合结果中将被融合  $M^2$  次,因此,在  $k$  时刻的累积融合信息  $m(k)$  中,时刻越往前的证据所产生的影响越大,而  $k$  时刻的证据则几乎被忽略。

如果把证据被融合的次数看作在该次融合中该证据所占的比重,递归集中式和递归分布无反馈式融合方法中每个时刻每条证据所占的比重应该是一样大的;而在递归分布有反馈式融合方法中,假设当前  $k$  时刻证据在融合结果中所占比重为  $\alpha$ ,则  $k-1$  时刻的证据所占比重为  $M \times \alpha$ , $k-1$  时刻的证据所占比重为  $M^2 \times \alpha$ ,以此类推,1 时刻的证据所占比重将为  $M^{k-1} \times \alpha$ ,如果传感器的数目  $M$  进一步增加,则随着融合时刻的推进,当前时刻证据在融合结果中所占的比重将呈指数降低,这严重影响了融合的准确性和系统的合理性。这可通过以下算例进行验证。

### 2.3.2 算例比较

由于递归集中式与递归分布无反馈式的融合方法融合结果所含的信息量相同,因此这里仅比较递归集中式和递归分布有反馈式融合方法的融合结果。

例 1:假设现有两个已知目标  $\theta_1, \theta_2$ ,两个传感器  $s_1, s_2$ ,输出的证据为  $m_1, m_2$ ,两传感器分别在时刻 1,2,3,4,5 对待识别目标进行观测,输出的证据如下表。

表 1 各时刻两传感器输出的证据

目标	时刻 1		时刻 2		时刻 3		时刻 4		时刻 5	
	$s_1$	$s_2$								
$\theta_1$	0.8	0.7	0.3	0.2	0.4	0.3	0.2	0.2	0.3	0.4
$\theta_2$	0.2	0.3	0.7	0.8	0.6	0.7	0.8	0.8	0.7	0.6

利用 Dempster 组合规则可得各时刻的递归融合结果如图 4 所示。从表 1 中可以看出,尽管在时刻 1 两传感器均将目标判为  $\theta_1$ ,但是时刻 2,3,4,5 中,两传感器却将目标判为  $\theta_2$ ,图 4 中 c, d 两结果体现了这一变化,而 a, b 两结果则在时刻 1 就决定了后面的融合结果的走向,后续证据只是影响了其变化的速率。这也验证了递归集中式和递归分布无反馈式的融合方法客观反映了证据实际的变化,而递归分布有反馈式融合方法则“先入为主”,时刻 1 的融合结果直接决定了后续时刻的融合

结果,客观合理性不足。这也同样可以看出文献[3]中,采用递归分布有反馈式融合模型进行融合所得到的较好效果是由其实验中融合的第一批证据所决定的。

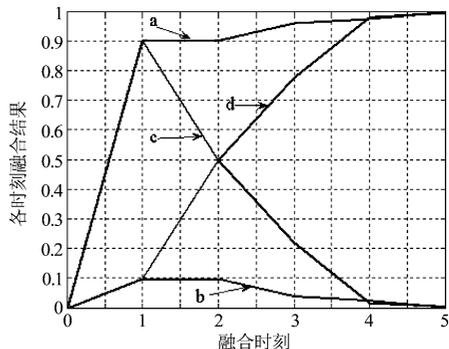


图 4 递归集中式与递归分布有反馈式的比较

在实际应用中,采用何种信息融合模型完全是为了满足各自不同的实际需要。由于集中式和分布式各有其优缺点,在设计信息融合体系结构时,应根据确定的系统层次结构以及融合系统的现实需要来选择相应的体系结构,更多的时候需要综合集中适和分布式的优缺点,采取混合式的体系结构,以求在速度、带宽、精度和可靠性等相互影响的各种制约因素之间取得平衡。为此,本文以多传感器空间目标融合识别为例,根据其具体的现实需要与传感器情况,提出一种混合式的时空信息融合模型,为解决空间目标融合识别提供一种有效思路。

## 3 一种递归混合式的时空信息融合模型

### 3.1 基本思路

目前主要使用的传感器有雷达、红外、光电、技侦四种传感器,其中雷达和技侦传感器在适宜条件下,能以较高的隶属度识别出待识别目标,而红外和光电则可以判断出待识别目标的属性类别。因而在进行融合识别时,首先考虑将雷达传感器和技侦传感器的输出证据进行融合,如果该融合结果能正确识别出待识别目标,则该次融合识别结束;如果由于环境,传感器性能等因素影响,雷达传感器和技侦传感器的融合识别结果不能正确识别出待识别目标,或者识别结果不符合要求,则将所得的融合结果与红外传感器和光电传感器输出的证据融合进行融合,以此对待识别目标进行识别。而对递归信息的选择应该尽量使各时刻的证据平均参与到融合中,避免造成对某一时刻的证据过于依赖。

### 3.2 模型与分析

根据基本思路,本文提出一种混合式时空信息融合模型,如图5所示。

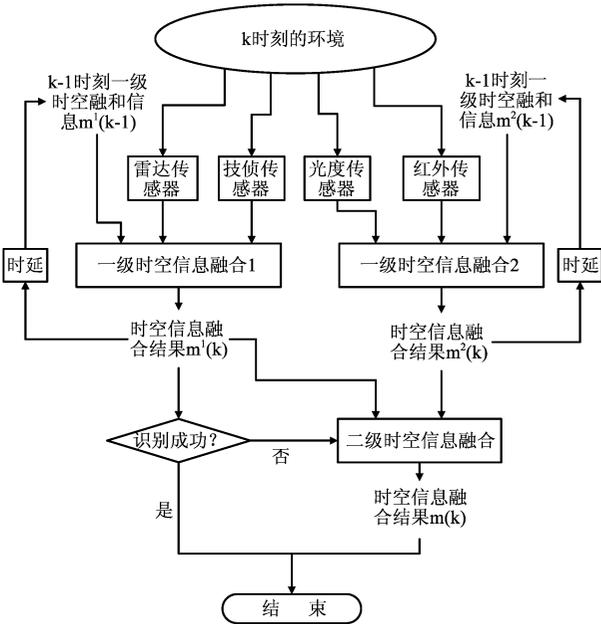


图5 混合式时空信息融合流程

该模型的信息融合分为两级,在一级时空信息融合中,首先对雷达和技侦、红外和光电传感器在 $k$ 时刻输出的证据分别进行递归集中式时空信息融合,得到此时的时空融合信息 $m^1(k)$ 和 $m^2(k)$ ,并对一级时空信息融合1的融合结果 $m^1(k)$ 进行判别,如果判别结果能正确地识别出目标,则 $k$ 时刻的融合识别结束,时空融合信息 $m^1(k)$ 和 $m^2(k)$ 累积到下一时刻,此时的融合信息 $m^1(k)$ 和 $m^2(k)$ 分别为:

$$m^1(k) = m^1(k-1) \oplus m_1(k) \oplus m_2(k)$$

$$= \dots = [m_1(1) \oplus \dots \oplus m_1(k)] \oplus [m_2(1) \oplus \dots \oplus m_2(k)]$$

$$m^2(k) = m^2(k-1) \oplus m_3(k) \oplus m_4(k)$$

$$= \dots = [m_3(1) \oplus \dots \oplus m_3(k)] \oplus [m_4(1) \oplus \dots \oplus m_4(k)]$$

如果 $m^1(k)$ 不能正确识别出目标,则进行二级信息融合,即对 $k$ 时刻一级信息融合的两个融合累积信息 $m^1(k)$ 和 $m^2(k)$ 进行融合,得到系统的时空累积信息 $m(k)$ ,并对其做最终判决。此时的融合信息 $m(k)$ 为:

$$m(k) = m^1(k) \oplus m^2(k)$$

$$= Y(1) \oplus Y(2) \oplus \dots \oplus Y(k)$$

在模型的一级信息融合中,采用了递归集中式时空信息融合方法,而对于整个模型而言,又可看成是由两个子处理器构成的递归分布式无反馈体系结构,为此称之为混合式模型。建立这样模型的理由主要有:(1)在环境条件适宜的情况下,由于采用集中式的结

构,并只融合了雷达和技侦传感器输出的证据,因而保证了识别的实时性,也降低了融合的复杂性和运算量,可以快速准确地识别出目标;(2)当雷达和技侦传感器的融合结果不能正确识别出目标时,则红外和光电的时空融合结果将与雷达和技侦的时空融合结果进行融合,可以发现该融合结果与递归集中式和递归分布无反馈式的融合结果一样,即利用了各传感器输出的证据在时空域的累积信息,为正确识别出目标提供了保证;(3)在融合开始时,对雷达和技侦、红外和光电传感器输出的证据分别进行了递归时空融合,这样即使在雷达和技侦传感器的融合结果识别出目标,而没有进行二级时空融合的情况下,也可将红外和光电传感器在 $k$ 时刻输出的证据进行累积,避免了信息的遗漏,为将来某时刻进行二级融合保证了历史信息完整。

### 3.3 算例与分析

为了检验上节中提出的混合式模型的性能,进行如下简单算例分析,用于比较递归混合式和递归集中式融合方法。算例中的信息融合规则均采用 Dempster 组合规则。

基本假设如下:

- (1) 空间目标数据库中有已知目标4个,分别标记为 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ ;即识别框架为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ ;
- (2) 有雷达和技侦、红外和光电四个传感器观测目标,输出的证据分别标记为 $m_1, m_2, m_3, m_4$ ,各传感器分别在时刻1,2,3,4,5对待识别目标进行观测,获取证据;
- (3) 雷达和技侦传感器输出证据的基本概率赋值分配到各个单独的目标,而红外和光电传感器则分配给包含某些元素的子集,其中红外传感器将4个目标分为 $\Delta_1 = \{\theta_1, \theta_2\}$ , $\Delta_2 = \{\theta_3, \theta_4\}$ 两类,光电传感器将4目标分为 $\Delta_1 = \{\theta_1, \theta_3\}$ , $\Delta_2 = \{\theta_2, \theta_4\}$ 两类;各传感器在各时刻输出的证据如表2,表3,表4;
- (4) 设定成功识别出目标的标记为融合结果中某目标的概率赋值 $m(\theta) > = 0.9$ 。

表2 雷达和技侦传感器输出的证据

目标	时刻1		时刻2		时刻3		时刻4		时刻5	
	雷达	技侦								
$\theta_1$	0.4	0.3	0.5	0.6	0.3	0.2	0.4	0.3	0.2	0.3
$\theta_2$	0.3	0.4	0.2	0.1	0.4	0.5	0.2	0.2	0.4	0.3
$\theta_3$	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.3
$\theta_4$	0.1	0.2	0.2	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1

表3 红外传感器输出的证据

目标类别	时刻1	时刻2	时刻3	时刻4	时刻5
1	0.6	0.65	0.55	0.7	0.6
2	0.4	0.35	0.45	0.3	0.4

表4 光电传感器输出的证据

目标类别	时刻1	时刻2	时刻3	时刻4	时刻5
$\Delta_1$	0.6	0.65	0.55	0.7	0.6
$\Delta_2$	0.4	0.35	0.45	0.3	0.4

融合结果见图6,图中 a,b 分别表示目标  $\theta_1$  的集中式和混合式递归融合结果,c 表示仅融合雷达和技侦传感器的目标  $\theta_1$  融合结果。可以看出,当结果 c 能顺利识别出目标时,结果 b 就采用其融合结果,而当结果 c 不能识别出目标时,递归混合式融合方法将进行二级融合,即将雷达与技侦传感器的融合结果和红外与光度的融合结果进行融合,使得最终融合结果与递归集中式的融合结果相同,达到识别要求。这一过程显示了递归混合式融合方法能在保证识别效果的程度上,简化融合识别过程,节约系统资源,减小计算量。验证了上节的分析。

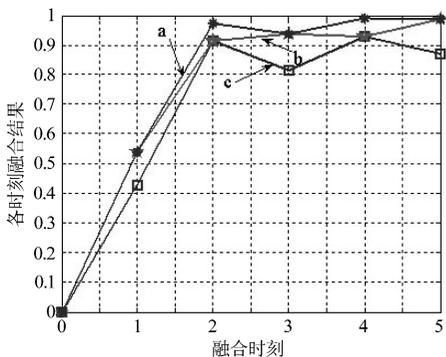


图6 混合式和集中式递归融合结果

## 4 总结

本文首先简要介绍了相容数据结构的时空域信息融合模型,并对该融合模型进行了理论分析和算例仿真的比较,通过比较可以发现递归集中式和递归分布无反馈式的融合结果反映了证据的实际变化情况,递归分布有反馈式的融合结果则依赖于融合初始时刻的证据;然后本文在前面分析的基础上,以空间目标融合识别为例,提出一种递归混合式的时空信息融合模型,并对其进行了简要分析与简单算例仿真,仿真结果可以证明,与递归集中式和递归分布无反馈式融合模型相比,该融合模型能在不影响识别结果的基础上一定程度地提高实时性并节约系统资源,降低运算量。

## 参考文献

- [1] Chen Haiwen, Teresa Olson. Integrated spatio-temporal multiple sensor system design [J]. SPIE, 2002(4731): 204-215.
- [2] Wu Huadong, Mel Siegel. Sensor fusion using Dempster-Shafer theory [J]. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference Anchorage AK USA, May, 2002(1), 7-12.
- [3] Lang Hong, Lynch A. Recursive temporal spatial information fusion with applications to target identification [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2):3510-3511.
- [4] 吴红金,李兴国. 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[J]. 电子与信息学报, 1996, 18(2):127-134.  
Wu Hongjin, Li Xingguo. Recursive temporal-spatial information fusion technique and its applications to MMW and infrared target identification [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 1996, 18(2):127-134.
- [5] 刘建民,谭永红. 一种采用多传感器数据融合的目标识别框架[J]. 测控技术, 2003, 22(7):4-9.  
Liu Jianmin, Tan Yonghong. A framework for target identification via multi-sensor data fusion [J]. Measurement & Control Technology, 2003, 22(7):4-9.
- [6] 朱玉鹏,付耀文,黎湘,肖顺平. 决策层时空信息融合的神经网络模型研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(6):1098-1102.  
Zhu Yupeng, Fu Yaowen, Li Xiang, Xiao Shunping. Research on a new network model for temporal-spatial information fusion at decision level [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(6):1098-1102.

## 作者简介



洪昭艺(1986-),男,硕士研究生,主要研究方向为信息融合和目标识别。  
E-mail:hongzhaoyi@gmail.com

高勋章(1972-),男,副教授,主要从事空间探测、雷达自动目标识别及信号处理等方面的教学科研工作。

黎湘(1967-),男,博士生导师,主要从事雷达自动目标识别及信号处理等方面的教学科研工作。