

# 双色红外成像系统空间点目标识别方法

李秋华<sup>1</sup>, 杜 鹤<sup>2</sup>

(1. 解放军重庆通信学院军事信息工程系, 重庆 400035; 2. 通信网络技术管理中心, 北京 100840)

**摘 要:** 针对干扰条件下的空间点目标识别问题, 提出了一种基于双色红外成像传感器时-空信息融合的空间点目标识别方法, 并采用 D-S 证据合成理论对来自两个红外成像传感器的实际图像目标信息进行了仿真计算。结果表明该方法对强干扰条件下的红外点目标具有理想的识别效率。

**关键词:** 双色红外; 目标识别; D-S 证据理论; 信息融合

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## Space small target recognition for the two color IR imaging system

LI Qiu-hua<sup>1</sup>, DU Yi<sup>2</sup>

(1. Chongqing Communication College of PLA, Chongqing 400035, China;

2. Communication Network Technology Management Center, Beijing 100840, China)

**Abstract:** Am at the problem of space small target recognition under the strong clutter, this paper presented a method for the space small target recognition based on the information fusion of the two color imaging sensors. Then implemented some experiments on the real IR target images using the D-S reasoning theory. The experimental results show that the method can achieve perfect efficiency for the IR small target recognition problem under strong clutter.

**Key words:** two color IR; target recognition; D-S reasoning theory; information fusion

### 1 引 言

空间目标地基红外观测系统要求在目标与传感器的距离很远(>500 km)的时候,即所谓的点目标阶段就能高可靠性地检测和识别目标,以便对目标进行有效地跟踪和观测。而从红外图像传感器获得的图像序列经过检测阶段的预处理之后,仅能得到点状目标的灰度和运动信息。因此,如果仅凭单一的红外成像传感器探测到的图像目标信息<sup>[1]</sup>将很难把拟跟踪的真目标从各种虚假目标(如诱饵)和随机干扰中辨别出来,而点目标阶段的高可靠性识别对后续的目标捕获和跟踪是极其关键的。

基于上述考虑,本文提出了一种基于双色红外成像传感器时-空信息融合的空间点目标识别方法,并采用 D-S 证据合成理论对来自双色红外成像传感器的图像目标信息进行了仿真计算与实验测

试,结果表明该融合算法对红外图像序列中的低信噪比点目标具有良好的识别效果。

### 2 D-S 证据理论及其在信息融合中的应用

D-S 证据合成理论是目前多传感器决策级融合算法中应用最广泛的一种数据融合方法<sup>[2]</sup>。D-S 证据理论中提出的证据合成公式,使得我们能将多个传感器或系统在多个时刻提供的有关目标对象的判决证据综合成为对目标对象的一致描述,能显著地提高系统对目标类别或属性判决的可信度。

在 D-S 证据理论中用“识别框架  $\Theta$ ”表示待识

**基金项目:** 国家高技术研究与发展计划(973 计划)项目(No. 2007CB311003)资助。

**作者简介:** 李秋华(1976-),男,主要研究方向为视频图像通信,视频事件检测,视频行为识别,图像模式识别, DSP 实时图像处理系统。E-mail: nudtlqh@163.com

**收稿日期:** 2008-11-18

别的目标类别假设集,并定义集映射函数  $m$  为  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 它满足如下两个条件: ①  $m(\emptyset) = 0$ ; ②  $\sum_{A \in \Theta} m(A) = 1$ ,  $\emptyset$  表示空集。 $m$  称为识别框架  $\Theta$  上的基本概率分配函数;  $A \subset \Theta$ ,  $m(A)$  称为  $A$  的基本可信度。

对于:  $\forall A \subset \Theta$ , D-S 证据理论提出信任函数的概念:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (1)$$

即  $A$  的信任函数为  $A$  中每个子集的基本可信度之和。另外,对于  $A \subset \Theta$ , 定义:

$$\begin{aligned} pl(A) &= 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \subset \Theta} m(B) - \sum_{B \subset \bar{A}} m(B) \\ &= \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $pl(A)$  称为  $A$  的不否定函数。根据 D-S 证据合成公式(1), 对于多个证据的合成, 令  $m_1, m_2, \dots, m_n$  分别表示  $n$  个不同证据源的基本概率分配函数, 则对于  $\forall A \subset \Theta, A \neq \emptyset$  可得:

$$\begin{aligned} m(A) &= (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) \\ &= \frac{\sum_{\cap A_j = A} (\prod_{i=1}^n m_i(A_j))}{1 - \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} (\prod_{i=1}^n m_i(A_j))} \end{aligned} \quad (3)$$

令:

$$K = \sum_{\cap A_j \neq \emptyset} (\prod_{i=1}^n m_i(A_j)) \quad (4)$$

则  $K$  表示多个证据的冲突程度。当  $A = \emptyset, m(A) = 0$ 。 $m(A)$  为在多个证据综合后假设子集  $A$  为真的总基本可信度。

根据上述证据合成公式, 我们可将基于证据合成理论的多传感器信息融合的一般过程简要概括如下:

(1) 首先, 根据各帧的目标检测信息分别计算各传感器节点对各候选目标点进行判决的基本概率分配、信任度和不否定度;

(2) 然后, 利用 D-S 证据合成公式, 求得各个传感器在空间和时间信息积累作用下的基本概率分配、信任度和不否定度;

(3) 最后, 在一定的决策规则下选择具有最大支持度的假设判决输出。

### 3 红外双波段图像中的小目标融合识别研究

下面将通过一个红外双波段图像序列中的空间点目标识别的实际算例来说明该融合算法的有效性。在本例中要考虑的空间目标包括: 拟跟踪的真目标 (Target)、伴随诱饵 (Decoy)、随机干扰

(Noise)、红外辐射星体 (Star)。空间点目标可以用来作为识别证据的信息主要有运动信息 (如运动速度的大小、方向以及加速度等) 和灰度信息。我们首先利用目标在红外图像序列中的运动速度来对目标进行粗分类, 以除去随机干扰和红外辐射星体等虚假目标。而真目标和诱饵的运动规律基本相同, 它们的区分主要依靠目标的灰度信息。

对于同样形状、同样表面材料、在同样高度飞行的目标和诱饵, 由于两者存在有无内热源的不同, 可使表面温度有 5 K 以上的差异。因此, 可以利用这个差异来区分目标与诱饵。设目标或诱饵的温度为  $T$ , 在两个不同波段的红外图像中的平均灰度分别为  $\bar{G}_{s1}$  和  $\bar{G}_{s2}$ , 则可通过将其在两个红外波段的辐射照度比值乘上一个系数来计算它在两个红外图像中的平均灰度比值<sup>[2]</sup>:

$$R = \frac{\bar{G}_{s1}}{\bar{G}_{s2}} = c \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_1 + \delta\lambda_1} E_b(T) d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_2 + \delta\lambda_2} E_b(T) d\lambda} \quad (5)$$

其中,  $E_b(T)$  表示温度为  $T$  的黑体的光谱辐射照度;  $c$  为某一固定系数。这里定义目标-诱饵对中两个点目标的平均灰度比值之比为:

$$r = \frac{R_1}{R_2} \quad (6)$$

其中,  $R_1$  为目标-诱饵对中对在同一传感器中平均灰度较低的目标 (设为目标 1) 的平均灰度比;  $R_2$  为目标-诱饵对中对在同一传感器中平均灰度较高的目标 (设为目标 2) 的平均灰度比。考虑到真目标与诱饵在表面温度上的差异, 我们把两个小目标的平均灰度之比作为识别目标与诱饵的一条证据。

为此, 我们把原来的辨识框架划分成两个层次的辨识框架, 记为  $\Theta_1 = \{S, TD, N\}$  和  $\Theta_2 = \{T, D\}$ , 即首先利用速度信息对第一个辨识框架中的物体进行第一次分类, 若  $TD$  类中含有多于一个小目标, 则以它们构成第二个辨识框架, 再利用灰度信息进行二次分类。

在经过检测阶段的图像预处理后, 可得到图形中的一些可能是拟观测目标的运动速度  $v_x$  和  $v_y$  及速度模值  $|v| = \sqrt{(v_x)^2 + (v_y)^2}$  (单位为像元/帧 (p/f))。这里, 我们可依据各类目标的先验知识和运动特征测量结果通过一个基本概率分配函数来将点目标的速度信息转换成一条目标识别证据。表 1 给出了本算例中基于目标在红外双波段图像中的平均灰

度比值之比的基本概率分配,速度证据的基本概率分配如表2所示。

表1 基于平均灰度比值之比的基本概率分配

| $r$                | $m(\{T\})$ | $m(\{D\})$ | $m(\{\Theta_2\})$ |
|--------------------|------------|------------|-------------------|
| $r \leq p_1$       | 0.30       | 0.45       | 0.25              |
| $p_1 < t \leq p_2$ | 0.55       | 0.35       | 0.10              |
| $p_2 < r$          | 0.75       | 0.20       | 0.05              |

表2 基于速度证据的基本概率分配

| 速度 $v(p/f)$             | $m(\{TD\})$ | $m(\{S\})$ | $m(\{N\})$ | $m(\{\Theta_1\})$ |
|-------------------------|-------------|------------|------------|-------------------|
| $0 < v \leq 0.1(p/f)$   | 0.20        | 0.60       | 0.02       | 0.18              |
| $0.1 < v \leq 0.2(p/f)$ | 0.30        | 0.40       | 0.04       | 0.16              |
| $0.2 < v \leq 1.0(p/f)$ | 0.60        | 0.12       | 0.18       | 0.10              |
| $1.0 < v \leq 1.2(p/f)$ | 0.30        | 0.06       | 0.60       | 0.04              |
| $v > 1.2(p/f)$          | 0.20        | 0.03       | 0.75       | 0.02              |

表1中, $m(\{T\})$ 和 $m(\{D\})$ 分别表示在同一传感器中平均灰度较高的目标为真目标和诱饵的基本可信度; $m(\{\Theta_2\})$ 为该条证据的不确定程度。在实际应用中我们取 $p_1 = 1.05, p_2 = 1.10$ 。

这里,我们采用了 $\lambda_1 = 3 \sim 5 \mu m, \lambda_2 = 8 \sim 12 \mu m$ 两个红外波段的成像传感器所获得的红外目标图像,并根据证据合成理论的信息积累特点提出了一个用于双传感器目标识别时-空信息融合的分布式串行结构<sup>[3]</sup>,如图1所示。

图1中的中波红外成像传感器S1和长波红外成像传感器S2分别构成两个局部判决节点;每个局部节点在接收到各自的检测信息后都对目标的类别属性进行软判决(提供目标的类别属性判决及其信任度)。过程如下:首先,由S1在融合前一时刻的目标判决结果 $U_1(t-1)$ 的基础上作出当前判决 $U_1(t)$ ,然后将它传送到节点S2;而S2则将它本身的检测 $Y_2(t)$ 与 $U_1(t)$ 以及前一时刻的判决 $U_2(t-1)$ 融合形成自己的当前判决 $U_2(t)$ ,即系统输出的全局判决 $U_0(t)$ 。输出节点S2的判决的可信度将随着各个传感器在不同时刻所获得的证据信息的时间和空间积累而不断提高,从而在融合各个传感器信息的基础上提高了系统判决的可信度,克服了单个传感器由

于对目标提供的信息太少而使得目标识别可靠性差的缺陷,使红外图像弱目标的高可信度识别成为可能。

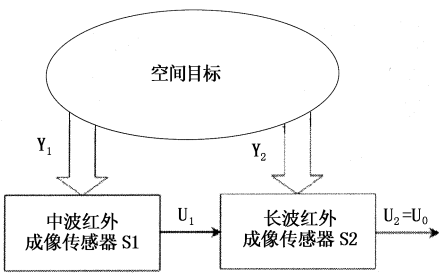


图1 双传感器目标识别时-空信息融合分布式串行结构

在本例中,我们首先对来自各个传感器的红外图像序列进行简单局部自适应门限处理获得3个候选目标点;然后对各个传感器在前后3帧内的目标检测信息分别进行时间和空间积累;最后再采用最大可信度准则对各个候选目标点的属性进行判决。

在第3帧时它们在各个传感器的稳定速度 $|v|$ 及其经过证据合成后的信任度和不否定度如表3所示。

表3 目标的稳定速度、信任度和不否定度

| 目标1               |          |               |              |              |             |              |             |
|-------------------|----------|---------------|--------------|--------------|-------------|--------------|-------------|
| 传感器编号( $N$ )      | $v(p/f)$ | $Bel(\{TD\})$ | $Pl(\{TD\})$ | $Bel(\{S\})$ | $Pl(\{S\})$ | $Bel(\{N\})$ | $Pl(\{N\})$ |
| IR S <sub>1</sub> | 1.16     | 0.3000        | 0.3400       | 0.0600       | 0.1000      | 0.6000       | 0.6400      |
| IR S <sub>2</sub> | 1.12     | 0.2143        | 0.2173       | 0.0158       | 0.0188      | 0.7669       | 0.7699      |

| 目标2               |          |               |              |              |             |              |             |
|-------------------|----------|---------------|--------------|--------------|-------------|--------------|-------------|
| 传感器编号( $N$ )      | $v(p/f)$ | $Bel(\{TD\})$ | $Pl(\{TD\})$ | $Bel(\{S\})$ | $Pl(\{S\})$ | $Bel(\{N\})$ | $Pl(\{N\})$ |
| IR S <sub>1</sub> | 0.98     | 0.06000       | 0.7000       | 0.1200       | 0.2200      | 0.1800       | 0.2800      |
| IR S <sub>2</sub> | 0.95     | 0.8043        | 0.8211       | 0.0643       | 0.0811      | 0.1146       | 0.1314      |

| 目标3               |          |               |              |              |             |              |             |
|-------------------|----------|---------------|--------------|--------------|-------------|--------------|-------------|
| 传感器编号( $N$ )      | $v(p/f)$ | $Bel(\{TD\})$ | $Pl(\{TD\})$ | $Bel(\{S\})$ | $Pl(\{S\})$ | $Bel(\{N\})$ | $Pl(\{N\})$ |
| IR S <sub>1</sub> | 0.96     | 0.6000        | 0.7000       | 0.1200       | 0.2200      | 0.1800       | 0.2800      |
| IR S <sub>2</sub> | 0.98     | 0.8043        | 0.8211       | 0.0643       | 0.0811      | 0.1146       | 0.1314      |

对表3中的判决结果采用最大信任度为准则进行判决,可得 $T_1 \in \{N\}, T_2 \in \{TD\}, T_3 \in \{TN\}$ ,即判决目标1为随机干扰 $\{N\}$ ,可信度为76.69%;目标2和目标3则判决为目标-伴随诱饵对 $\{TD\}$ ,可信度为80.43%。

$T_2$ 和 $T_3$ 二者的经一步区分则要利用目标的灰度信息。现在我们把成对的目标2和目标3的红外双波段平均灰度比值之比的证据合成结果列表4(目标2在同一传感器中的平均灰度较高),其中 $r$

的定义如式(6)所示。

表 4 目标 2 和目标 3 的红外双波段  
平均灰度比之比的证据合成结果

| 传感器编号( $N$ ) | $r$  | $\text{Bel}(\{T\})$ | $\text{Pl}(\{T\})$ | $\text{Bel}(\{D\})$ | $\text{Pl}(\{D\})$ |
|--------------|------|---------------------|--------------------|---------------------|--------------------|
| IR $S_1$     | 1.12 | 0.7500              | 0.8000             | 0.2000              | 0.2500             |
| IR $S_2$     | 1.09 | 0.7658              | 0.8401             | 0.1599              | 0.2342             |

对每个传感器采用同一判决门限  $\text{thresh} = 0.7$ , 则可以判断出目标 2 为真目标,可信度为 76.58%。目标 3 为真目标的可信度为 15.99%,所以它为目标 2 的伴随诱饵。

4 结 论

本文针对空间点目标识别所遇到的困难,提出了一种利用目标灰度信息和运动信息作为识别证据,基于 D-S 证据合成理论的双色红外成像传感器时-空信息融合识别方法。为了验证对该方法进

行验证,文中采用实际的红外双波段目标图像对该方法进行了实验测试和仿真计算。结果表明:该方法能通过多传感器信息融合方法达到了证据在空间和时间上的积累效果,在目标稳定检测后 3 帧内就能以较高的可信度从诱饵和干扰中识别出目标,具有很强的实用性。

参考文献:

[1] Philip Bogler. Shafer-Dempster reasoning with applications to multi-sensor target identification[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics,1987,1(6):156-178.

[2] 杜少军,陆启生. 双色红外探测研究[J]. 红外技术, 2000,22(2):36-38.

[3] Ramanaryanan Viswanathan, Pramod K Varshney. Distributed detection with multiple sensors: part I-fundamentals [J]. Proceedings of the IEEE,1997,85(1):233-238.