

一种基于多传感器时间-空间信息融合的 红外小目标识别方法*

李秋华 李吉成 沈振康

(国防科技大学电子科学与工程学院 ART 实验室, 湖南, 长沙, 410073)

朱振福

(航天机电集团目标与环境光学特征国防科技重点实验室, 北京, 100854)

摘要 为了提高强干扰条件下的红外弱小目标识别的可靠性, 提出了一种基于多传感器时间-空间信息融合的红外小目标识别方法, 并采用 D-S 证据合成理论对来自多个红外双波段成像传感器的实际图像信息进行了仿真融合计算. 仿真结果表明该方法对强干扰条件下的红外弱小目标具有较高的识别效率.

关键词 目标识别, D-S 证据理论, 信息融合.

A KIND OF METHOD FOR IR SMALL TARGET RECOGNITION BASED ON MULTI-SENSORS SPATIO-TEMPORAL INFORMATION FUSION*

LI Qiu-Hua LI Ji-Cheng SHEN Zhen-Kang

(ART Laboratory, School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology,
ChangSha, Hunan 410073, China)

ZHU Zhen-Fu

(Laboratory of Target and Environment Feature, Astronautical Electromechanical Group, Beijing 100854, China)

Abstract In order to improve the reliability of small target recognition under strong clutter, a method called IR small target recognition based on multi-sensors spatio-temporal information fusion was proposed. And the D-S theory of evidence combination was used in the simulation calculation of information fusion of image from multiple IR sensors. The simulation shows that the method has the preferable performance for the recognition of IR small target under strong clutter.

Key words target recognition, theory of D-S reasoning, information fusion.

引言

随着现代远程打击武器的发展, 人们希望在目标与传感器的距离很远的时候, 即所谓的小目标阶段就能高可靠性地检测和识别目标, 以便对拟攻击目标进行有效的跟踪和精确打击. 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, 如果只凭借于单一的红外图像传感器所获得的图像序列所获得的信息证据^[1]将很难把拟攻击的真目标从各种虚假目标和随机干扰中辨别出来. 而在小目标阶

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多传感器时间-空间信息融合的红外小目标识别方法, 并采用 D-S 证据合成理论对来自多个红外双波段成像传感器的图像信息进行了实际的仿真融合计算和测试, 测试结果表明该融合算法对红外图像序列中的低信噪比弱小目标具有良好的识别效果^[2].

1 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. D-S 证据理

* 国家科技重点实验室基金(批准号 KG0110)资助项目
稿件收到日期 2001-07-15, 修改稿收到日期 2001-11-14

* The project supported by the Key Laboratory Foundation of Science and Technology of National Defense(No. KG0110)
Received 2001-07-15, revised 2001-11-14

论中提出的证据合成公式,使得我们能将多个传感器分别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,提高了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 Θ ”表示待识别的目标类别假设集,并定义集映射函数 m 为 $2^\Theta \rightarrow [0,1]$,它满足 a) $m(\Phi) = 0$; b) $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$, Φ 表示空集. m 称为识别框架 Θ 上的基本概率分配函数; $\forall A \subset \Theta, m(A)$ 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:

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subset A} m(B) (\forall A \subset \Theta) \quad (1)$$

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 $\forall A \subset \Theta$, 定义

$$\text{pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \subset \bar{A}} m(B) = \sum_{B \cap A = \Phi} m(B) \quad (2)$$

$\text{pl}(A)$ 称为 A 的不否定函数.此外,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 $\forall A \subset \Theta$, 可得:

$$m(A) = K \prod_{\substack{A_j \\ 1 \leq j \leq n}} m_j(A_j), \quad A \neq \Phi$$

其中

$$K^{-1} = 1 - \sum_{\substack{A_j \\ 1 \leq j \leq n}} \prod m_j(A_j) = \sum_{\substack{A_j \\ 1 \leq j \leq n}} \prod m_j(A_j).$$

当 $A = \Phi, m(A) = 0, m(A)$ 为假设子集 A 总的基本可信度,根据上述证据合成公式,基于证据合成理论的多传感器信息融合的一般过程可简要概括如下:首先,根据检测到的信息分别计算各传感器的基本概率分配、信任度和不否定度.然后,利用 D-S 证据合成公式,求得多个传感器和时间积累作用下的基本概率分配、信任度和不否定度.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.

2 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小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中目标包括:拟攻击的真目标(Target)、伴随诱饵(Decoy)、随机干扰(Noise)、红外辐射星体(Star).空中小目标可以用来作为识别证据的信息主要有运动信息(运动速度的大小、方向、加速度等)和灰度信息.首先,利用小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 5K 以上的差异.因此可以利用这个差异来区分目标与诱饵.设目标或诱饵在两个不同波段的红外图像中的平均灰度为 $\bar{G}_{s,1}$ 和 $\bar{G}_{s,2}$, 其比为

$$\frac{\bar{G}_{s,1}}{\bar{G}_{s,2}} = \frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_2 + \delta\lambda} E_b(T) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_1 + \delta\lambda} E_b(T) d\lambda}$$

其中 $E_b(T)$ 表示温度为 T 的黑体的光谱辐照度.令两个小目标的平均灰度比之比为

$$r = \frac{\bar{G}_{s,2}(T_1)}{\bar{G}_{s,1}(T_1)} / \frac{\bar{G}_{s,2}(T_2)}{\bar{G}_{s,1}(T_2)},$$

其中 $\frac{\bar{G}_{s,2}(T_1)}{\bar{G}_{s,1}(T_1)}$ 为目标-诱饵对在同一传感器中平均灰度较低的小目标 T_1 的平均灰度比, $\frac{\bar{G}_{s,2}(T_2)}{\bar{G}_{s,1}(T_2)}$ 为真目标-诱饵对同一传感器中平均灰度较高的小目标 T_2 的平均灰度比.考虑到真目标与诱饵在表

表 1 基于速度证据的基本概率分配

Table 1 Distribution of the basic probability of evidence based on velocity

速度 $v(p/f)$	$m(\{TD\})$	$m(\{S\})$	$m(\{N\})$	$m(\{\Theta\})$
$0 < v \leq 0.1(p/f)$	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 2 基于平均灰度之比的基本概率分配
Table 2 Distribution of the basic probability of evidence based on ratio of average grayscale

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

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,可以把原来的辨识框架划分成两个层次的辨识框架,可写为 $\Theta_1 = \{S, TD, N\}$ 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再次分类.在经过检测阶段的图像预处理后,可以得到一些可能是拟攻击目标的运动速度 v_x 和 v_y 及速度模值 $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$ 像元/帧 (p/f). 把点目标的速度信息转换成一条证据,可以依据各类目标的先验知识和测量结果通过基本概率分配来实现. 本例中速度证据的基本概率分配见表 1, 基于小目标在双波段的平均灰度比之比的基本概率分配见表 2.

表 2 中, $m(\{T\})$ 表示在同一传感器中平均灰度较高的小目标为真目标的基本可信度, $m(\{D\})$ 为诱饵的基本可信度, $m(\{\Theta_2\})$ 为证据的不确定程

度. 在实际应用中 $p_1 = 1.05, p_2 = 1.10$. 这里采用 $\lambda_1 = 3 \sim 5 \mu\text{m}, \lambda_2 = 8 \sim 12 \mu\text{m}$ 两个红外波段的成像传感器所获得的图像. 并根据证据合成理论的信息积累特点提出了一个用于多传感器目标信息时空融合识别的分布式串行结构^[2]. 其结构见图 1, 图中 S_1, S_2, S_3 为 3 个红外成像传感器 (S_1, S_3 为同一波段的红外成像传感器, S_2 为另一波段的红外成像传感器), 其中 IR $S_1, IR S_2, IR S_3$ 为 3 个局部节点, 每个局部节点在接收到各自检测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). 首先由 S_1 在融合前一时刻的目标判决 $U_1(t-1)$ 信息的基础上作出判决 $U_1(t)$, 然后将它传送到节点 S_2 , 而 S_2 则将它本身的检测 $Y_2(t)$ 与 $U_1(t)$ 以及前一时刻的判决 $U_2(t-1)$ 融合形成自己的判决 $U_2(t)$. 然后, 再把 $U_2(t)$ 传给 S_3 . 最后, 由 S_3 将它的检测 $Y_3(t)$ 与 $U_2(t)$ 以及前一时刻的判决 $U_3(t-1)$ 融合作出判决 $U_3(t)$, 即全局判决 $U(t)$. 后续传感器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的可靠性差的缺陷, 使红外图像序列中的弱小目标高可信度识别成为可能. 对来自各个传感器的红外图像经过局部自适应门限处理后, 并进行了 3 帧的时间信息积累后采用可信度最大准

表 3 目标的稳定速度, 信任度和不否定度
Table 3 The stable velocity, creditability and confirmation of target

小 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_1	1.16	0.3000	0.3400	0.0600	0.1000	0.6000	0.6400
IR S_2	1.12	0.2143	0.2173	0.0158	0.0188	0.7669	0.7699
IR S_3	1.21	0.0741	0.0746	0.0017	0.0022	0.9237	0.9242
小 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_1	0.98	0.6000	0.7000	0.1200	0.2200	0.1800	0.2800
IR S_2	0.95	0.8043	0.8211	0.0643	0.0811	0.1146	0.1314
IR S_3	0.97	0.8883	0.9020	0.0332	0.0469	0.0648	0.0785
小 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_1	0.96	0.6000	0.7000	0.1200	0.2200	0.1800	0.2800
IR S_2	0.98	0.8043	0.8211	0.0643	0.0811	0.1146	0.1314
IR S_3	0.97	0.8883	0.9020	0.0332	0.0469	0.0648	0.0785

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

Table 4 Table 4 The evidence combination result of the ratio of average grayscale in IR dual-band of target 2 and target 3

传感器编号(N)	r	$Bel(\{T\})$	$pl(\{T\})$	$Bel(\{D\})$	$pl(\{D\})$
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
IR S ₃	1.14	0.9195	0.9246	0.0754	0.0805

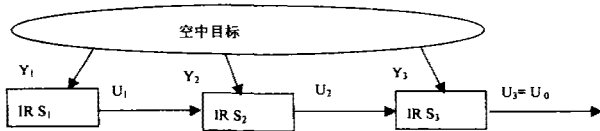


图 1 多传感器目标-空间信息融合识别分布式串行结构

Fig. 1 Distributive serial structure of fusion of spatio-temporal information of target from multi-sensor

则检测到 3 个可能为拟攻击的小目标, 在第三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见表 3.

以信任度最大为准则来进行判决, 可得 $T_1 \in \{N\}$, $T_2 \in \{TD\}$, $T_3 \in \{TD\}$ 即判决小目标 1 为随机干扰 $\{N\}$, 可信度为 92.37%. 小目标 2 和小目标 3 则判决为目标-伴随诱饵对 $\{TD\}$, 可信度为 88.83%. 二者的进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之比的证据合成结果列表 4 (这里小目标 2 在同一传感器中的平均灰度较高), 其中 r 为小目标 2 的平均灰度比 $\frac{\bar{G}_{s2}}{\bar{G}_{s1}}(T_2)$ 与小目标 3 的平均灰度比 $\frac{\bar{G}_{s2}}{\bar{G}_{s1}}(T_3)$ 之比. 对每个传感器采用同一判决门限

$TH=0.9$, 则可以判断出小目标 2 为真目标, 可信度为 91.95%. 小目标 3 为真目标的可信度为 7.45%, 所以它为小目标 2 的伴随诱饵.

3 结论

本文针对空中小目标识别所遇到的困难, 提出了一种利用小目标灰度信息和运动信息作为识别证据的基于 D-S 证据合成理论的多传感器信息融合识别方法. 为了验证该方法的有效性, 文中用实际的红外双波段图像进行了试验测试, 试验结果表明: 该方法能通过多传感器信息融合方法达到证据在时间和空间上积累的效果, 在目标稳定跟踪后 3 帧内就能以高可信度识别目标, 大大提高了红外小目标的识别可信度和识别效率, 具有一定的实用性.

REFERENCES

- [1] Philip Bogler. Shafer-Dempster reasoning with applications to multi-sensor target identification. *IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics*, 1987, 1(6): 156—178
- [2] Ramanaryanan Viswanathan, Pramod K Varshney. Distributed detection with multiple sensors: part I - fundamentals. *Proceedings of THE IEEE*, 1997, 85(1): 233—238.
- [3] Bogler R L. Shafer-Dempster reasoning with applications to multi-sensor target identification system. *IEEE Trans. on Syst. Man and Cybern.*, 1981, 17(6): 415—418