

采用 Bayes 数据融合方法进行目标和诱饵的识别*

王慧频 徐 晖 孙仲康

(国防科学技术大学电子技术系 长沙 410073)

摘 要 本文以目标和诱饵的识别为背景,详细叙述了采用基于 Bayes 数据融合方法的基本原理、融合模型和识别结果。从识别结果可以看出,这种方法可以达到较高的识别率,是识别目标和诱饵的有效方法。

关键词 Bayes 数据融合方法, 目标和诱饵识别, G-C 函数逼近

分类号 TN959.17

Recognition of Target and Decoy Using Bayesian Data Fusion Method

Wang Huipin Xu Hui Sun Zhongkang

(Department of Electronic Technology, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract This paper deals with recognition of target and its attached decoy. Bayesian data fusion method is used for recognition. Its principles, fusion model, and recognition result are described in this paper. The result shows that it is an effective and robust method for the recognition of target and decoy.

Key words Recognition of target and decoy, Bayesian data fusion method, G-C function approach

1 背景

本文所要进行的是大气层外弹头与其系留诱饵的识别。由于诱饵和目标具有完全相同的运动特征,运动特征失去了它们作为识别特征的有效性。又由于目标和诱饵在点目标状态下不具有任何的形状尺寸特征,所以形状特征也不能用作区分目标和诱饵的特征。因此,本文采用目标和诱饵的辐射特性差异。由于实际测量时,辐射能量需要一系列的

* 国家自然科学基金项目
1995年8月29日收订

高技术研究基础,且耗资巨大,因而经常采用理论分析的方法。根据文献[1]提供的分析结果,可在空间某一观测点得到在天空飞行的目标和系留诱饵的红外辐射特性。考虑到区分目标的可靠性和实现的可能性两个方面,我们采用目标和诱饵分别在(4.0~7.9 μm)波段,(8.0~9.9 μm)波段,(10~13 μm)波段的辐射能量作为识别的特征:

$$E_T(B_d,t) \text{ 和 } E_D(B_d,t)$$

$E_T(B_d,t)$ 和 $E_D(B_d,t)$ 分别表示目标和诱饵在时刻 t 和波段 B_d ($B_d=4.0\sim 7.9\mu\text{m}$,或 $8.0\sim 9.9\mu\text{m}$,或 $10.0\sim 13.0\mu\text{m}$)的辐射能量。图1是一组典型的 $E_T(B_d,t)$ 曲线和 $E_D(B_d,t)$ 曲线。从图中可以看出, $E_T(B_d,t)$ 和 $E_D(B_d,t)$ 是随时间变化的,其中目标的辐射特性变化较慢,而诱饵的特性变化较快。对于其它的波段或在某些条件参数(如目标和诱饵表壳厚度、发射率、吸收率以及观测点位置)发生改变时,特性曲线将有所改变,但它们的形状基本不变(见[1])。

用理论分析数据进行目标和诱饵的区分是比较容易的。但在实际情况下,由于测量噪声、环境噪声等诸多因素的影响,使实测的辐射能量为

$$E_T(B_d,t) = E'_T(B_d,t) + \xi(B_d,t)$$

$$E_D(B_d,t) = E'_D(B_d,t) + \xi(B_d,t)$$

$\xi(B_d,t)$ 是由测量等因素引起的随机噪声,因此 $E_T(B_d,t)$ 或 $E_D(B_d,t)$ 实际上是一个随机过程,而目标和诱饵的识别发生在这个随机过程的任意时刻。在随机噪声较大时(见图2),目标和诱饵的区分就变得比较困难。

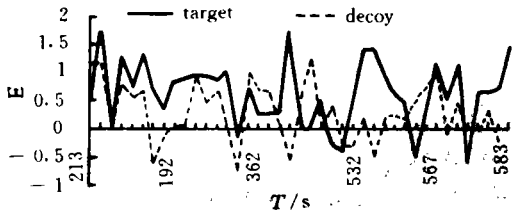
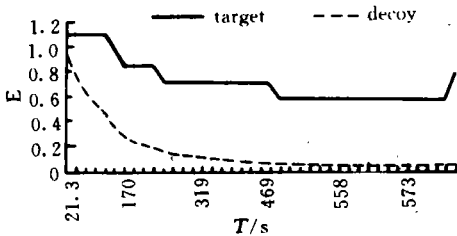


图1 无噪声情况下目标和诱饵的辐射能量(波段4.0~7.9 μm)

图2 噪声情况下(噪声方差为0.5)目标和诱饵的辐射能量(波段4.0~7.9 μm)

总之,采用 $E_T(B_d,t)$ 和 $E_D(B_d,t)$ 来识别目标和诱饵时,必须考虑下面几个问题:

(1) 在随机噪声较大时,目标和诱饵的辐射强度互相混淆。因此采用单一传感器或在孤立的时刻点完成识别是困难的,必须采用多传感器和多数据融合进行识别。

(2) 如果采用多数据融合,则必须占用一些时间来获取这些数据。这个时间直接影响到识别时间。因此多数据融合是受限制的。

(3) 在实际情况下, $E_T(B_d,t)$ 和 $E_D(B_d,t)$ 会随着多种因素(如条件参数等)的变化而在一定范围内变化,因此识别算法必须有一定的适应范围。

本文采用 Bayes 数据融合方法进行目标和诱饵的识别。下面将详述其理论和方法。

2 Bayes 数据融合方法的基本原理

数据融合是把若干单独的数据,通过某种方式组合起来,以获取更有效的信息的过

程, 因此, 数据融合有两个基本要点: (1) 采用何种方式融合。这是数据融合的基本方法问题。(2) 融合后信息获取的多少 (或有效性)。这是数据融合的最优性问题。

数据融合的方法有多种。由于 Bayes 方法在已知先验概率和条件概率的情况下, 其识别错误率是最小的, 因此它为目标和诱饵的识别提供了一条有效的途径。

假设有一个 N 类问题 $\omega_j (j=1, 2, \dots, N)$, 若每类的先验概率为 $P(\omega_j)$, 对于一个 D 维的随机矢量 $X(x_1, x_2, \dots, x_D)^T$, 其每类的条件概率为 $P(X/\omega_j)$ 。根据 Bayes 公式, 可得

$$P(\omega_j|X) = \frac{P(X|\omega_j)P(\omega_j)}{\sum_{i=1}^N P(X|\omega_i)P(\omega_i)} = \frac{P(X|\omega_j)P(\omega_j)}{P(X)} \quad (1)$$

得到后验概率 $P(X|\omega_j)$ 。

若 X 的各分量相互独立, 那么 $P(X|\omega_j) = \prod_{i=1}^D P(x_i|\omega_j)$ 代入(1), 得

$$P(\omega_j|X) = \frac{\prod_{i=1}^D P(x_i|\omega_j)P(\omega_j)}{\sum_{i=1}^N \prod_{k=1}^D P(x_k|\omega_i)P(\omega_i)} \quad (2)$$

(2)式即把一个多维的决策问题转化成各个分量的条件概率和先验概率的结合。进一步, 因为

$$P(x_i|\omega_j) = \frac{P(\omega_j|x_i)P(x_i)}{P(\omega_j)}$$

代入(2)得:

$$P(\omega_j|X) = \frac{\prod_{i=1}^D P(\omega_j|x_i)}{P(\omega_j)^{D-1}} \quad (3)$$

(3)式把各分量的后验概率转化成总的后验概率, 即把各个分量的决策结果融合成总的决策结果。这是一个典型的决策级融合方法。

Bayes 判决规则为:

若 $P(\omega_j|X) = \max_{i=1, 2, \dots, N} \{P(\omega_i|X)\}$, 则 $X \in \omega_j$ 。

可以证明, Bayes 判决规则的分类错误率是最小的^[2]。

3 融合模型

对于识别目标和诱饵来说, 是一个两类问题, 即 $N=2$ 。为了提高识别率, 本文采用了两级融合。第一级融合是同一

一时刻不同波段数据的融合, 见图 3; 第二级融合是不同时刻数据的再融合, 见图 4。

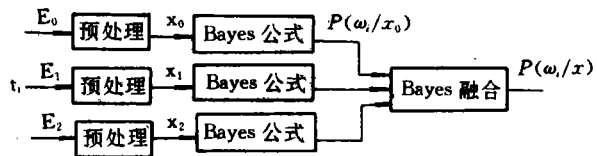


图 3 第一级融合

由图中的各部分作如下

说明:

(1) 预处理: 由于目标和诱饵总是成对出现的, 因此同一时刻总可以得到两个点的辐射信息 $E^{(1)}$ 和 $E^{(2)}$, $E^{(1)} = (E_0, E_1, E_2)^T$, $E^{(2)} = (E_0, E_1, E_2)^T$ 。取特征矢量为 $X = E^{(1)} -$

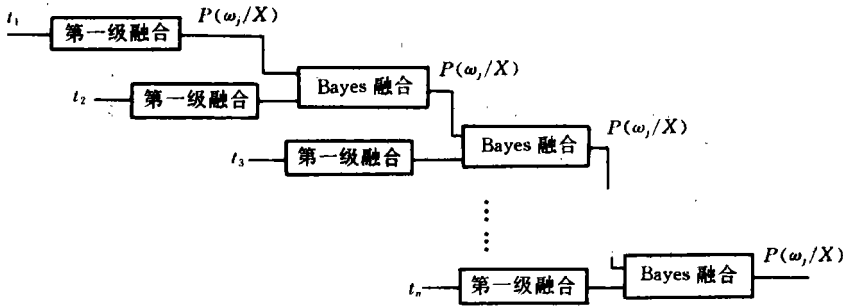


图4 第二级融合

$E^{(2)}$ ，判决结果是第一个输入($E^{(1)}$)为目标或诱饵。

(2) Bayes 公式：利用(1)将先验概率和类条件概率转化成后验概率。

(3) Bayes 融合：利用(3)进行各分量的数据融合。

从图4中可看出，每一时刻都可以得到一个后验概率，即 $P(\omega_j|X)$, $j=1,2$ 。因此可以采用 Bayes 判决规则得到识别结果。然后，根据每一步的结果又可判断是继续进行融合，还是结束融合输出结果。

4 统计特性

在 Bayes 方法中，关键是如何获取先验概率 $P(\omega_j)$ 和类条件概率密度函数 $P(x_i/\omega_j)$ 。下面先考虑类条件概率密度函数 $P(x_i/\omega_j)$ ，($i=1, 2, 3$, 代表三个波段, $j=T, D$, 代表目标和诱饵两类)。

4.1 无噪声情况下的($P(x_i/\omega_j)$)

采用 G-C 函数逼近的方法^[3]得到连续的 $P(x_i/\omega_j)$ 。这种方法的基本形式如下：

$$f(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{b_n}{n!} H_n(x)$$

其中, $f(x)$ 为密度函数, $H_n(x)$ 为 Hermite 多项式, $b_n = \int_{x=-\infty}^{+\infty} f(x) H_n(x) dx$, $n=0, 1, 2, \dots$, 并且, $b_0 = 1$, $b_1 = \mu_x$, $b_2 = \alpha_2 - 1$, $b_3 = \alpha_3 - 3\mu_x$, $b_4 = \alpha_4 - 6\alpha_2 + 3, \dots$ 。其中, $\mu_x = E[x]$, $\alpha_k = E[x^k]$ 为 x 的 k 阶原点矩。

如果 x 是 $\mu_x=0$, $\alpha_2=1$ 的随机变量, 则

$$f(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} \left(1 + \frac{\alpha_3}{3!} H_3(x) + \frac{\alpha_4 - 3}{4!} H_4(x) + \dots \right) \quad (4)$$

为了得到 $P(x_i/\omega_j)$, 把理论计算得到的 5 组目标和诱饵在三个波段的辐射能量数据, 作为统计的依据, 即训练数据集。首先采用矩法估计得到均值和方差:

$$\mu_T^{(i)} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_T^{(i)}(j), \quad \sigma_T^{(i)2} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (x_T^{(i)}(j) - \mu_T^{(i)})^2 \quad (5)$$

$$\mu_D^{(i)} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M x_D^{(i)}(j), \quad \sigma_D^{(i)2} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (x_D^{(i)}(j) - \mu_D^{(i)})^2$$

$x_T^{(i)}(j)$, $x_D^{(i)}(j)$ 分别为目标和诱饵的第 i 波段的第 j 个样本, M 为目标或诱饵的样本

总数。然后,对 x_i 进行标准化,继续用矩法估计 $\alpha_3, \alpha_4, \dots$, 代入(4),可以得到 $P(x_i/\omega_j)$ 。

4.2 噪声情况下的 $P(x_i/\omega_j)$

假设 r 为理想信号, ξ 为加性噪声信号,实际信号为 x ,且 r 与 ξ 相互独立,那么

$$\begin{aligned} x &= r + \xi \\ p_x(t) &= p_r(t) * p_\xi(t) \end{aligned} \quad (6)$$

如果 r 与 ξ 均服从正态分布,那么 x 也服从正态分布,且

$$\begin{aligned} \mu_x &= \mu_r + \mu_\xi \\ \sigma_x &= \sqrt{\sigma_r^2 + \sigma_\xi^2} \end{aligned} \quad (7)$$

本文仅考虑噪声信号是零均值正态分布的,即 $p_\xi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\xi} \exp\left\{-\frac{t^2}{2\sigma_\xi^2}\right\}$, σ_ξ 为噪声方差。直接把它和前面得到的无噪声情况下的 $P(x_i/\omega_j)$ 进行卷积,可以得到所需的类条件概率密度函数 $P(x_i/\omega_j)$ 。

为简单起见,如果在式(4)中仅取一项,这时无噪声情况下的 x_i 服从正态分布,它和同样是正态分布的噪声信号卷积后,仍取服从正态分布,并且噪声和方差满足式(7)。

上面已经得到概率密度函数,现在考虑先验概率。由于无法得到目标和诱饵谁先输入,谁后输入的先验知识,不妨假设它们先后出现的概率相同,则

$$P(\omega_1) = P(\omega_2) = 1/2$$

5 结果

根据理论计算可以得到5组不同条件参数的三个波段的红外辐射能量数据,把它们作为测试集,在上面加上方差 σ 分别为 0.5, 1.0, 1.2, 1.5 的正态噪声信号,并选取不同的融合停止时间(即图4中的 n 取 1, 3, 6)。采用本文的方法所得到的识别目标和诱饵的正确频率见表1。

从表中的结果可以看出:

表1 正确频率 P_c 与 n 和 σ (或 SNR) 的关系

(1) 在信噪比 $\text{SNR} \geq 1.8$ 时,仅采用波段之间的融合即可达到 100% 的识别正确率。采用时刻之间的数据融合时,尽管信噪比降低,仍然可以达到较高的识别率。

(2) 融合停止时间 n 越大时,正确频率越高。这是因为增大 n ,相当于增大了特征维数,因而可以提高识别率;但 n 越大,识别占用的时间越长,这往往是不允许的。因此,在实际中需要折衷考虑。

σ	0.5	1.0	1.2	1.5
SNR	1.8	1.1	0.7	0.6
$P_c(\%)(n=1)$	100	87	81	76
$P_c(\%)(n=3)$	100	96	92	86
$P_c(\%)(n=6)$	100	100	100	92

6 结束语

随着防御技术的进一步发展,人们希望研制出作用距离更远、命中精度更高的制导武器系统,而目标和诱饵的识别是其中的一个关键而又困难的技术难题。在我国,对目标和诱饵的识别研究还仅仅是开始。本文是在已有成果[1]的基础上,对目标和诱饵的识

别方法作了进一步的研究。从现有的测试数据来看,这是一种识别率高、稳健性好的方法。但在实际情况下,涉及到的方方面面还很多,需要作更深入的研究。

参 考 文 献

- 1 徐 晖. 空间点目标红外和可见光特性及其应用研究、[学位论文]. 长沙: 国防科技大学. 1995
- 2 边肇祺. 模式识别. 北京: 清华大学出版社. 1988
- 3 张金槐. 若干非线性滤波的逼近. 国防科技大学报, 1989, (2)
- 4 Edward Waltz, James Llines. Multisensor Data Fusion. Atrech House, Boston, London

(责任编辑 潘 生)

.....

(上接 68 页)

参 考 文 献

- 1 杰里. L. 伊伏斯, 爱德华. K. 里迪. 现代雷达原理, 卓荣邦等译. 北京: 电子工业出版社, 1991
- 2 Mandelbrot B B. The Fractal Geometry of Nature. New York: Freeman, 1982
- 3 Jaggard D L, SUN X. Scattering from Fractally Corrugated Surfaces. J Opt Soc Amer A 1990, 7, (6): 1131~1139
- 4 Lo T, Leung H, Litva J, Haykin S. Fractal Characterisation of Sea-Scattered Signals and Detection of Sea-Surface Targets. IEE Proceed-ings-F, 1993, 140(4): 243~250
- 5 Stiassne M. The Fractal Dimension of the Ocean Surface. Department of Applied Mathematics, California Institute of Technology. Pasadena 91125, preprint, 1986

(责任编辑 潘 生)