

9

448-454

# 主观 Bayes 方法与神经网络相结合的多传感器数据融合空间点目标识别方法\*

李宏 刘江涛 安玮 徐晖 孙仲康

(国防科技大学电子技术系, 湖南, 长沙, 410073)

TP18  
TP274.2

**摘要** 根据对空间弹道式目标及其伴随诱饵信息获取过程中存在的不确定性, 将主观 Bayes 方法引入到空间点目标的识别中, 为解决应用不精确推理方法所必需的知识 and 经验的前提问题, 将神经网络的输出代替领域专家的知识 and 经验, 并给出了将神经网络与主观 Bayes 方法结合起来的具休方法, 进而提出一种多传感器数据融合识别空间复杂弹道式目标及其伴随诱饵的识别模型, 实验仿真结果表明, 大大改善了识别效果。

贝叶斯

**关键词** 主观 Bayes 方法, 神经网络, 数据融合, 目标识别。

多传感器

## 引言

大气层外弹道式目标及其伴随诱饵在点目标状态下的识别是现代防御系统中难以解决而必需解决的问题。目前, 诱饵设计技术越来越先进, 经过伪装后的目标和诱饵(称之为复杂目标与诱饵)的特性已越来越接近, 使得区分目标与诱饵变得越来越困难。对于复杂目标与诱饵来说, 仅靠一个传感器的报告提供的信息来识别它们已经相当困难, 必须通过多传感器数据融合的方法来提高对目标诱饵的识别率。

对于具有相同运动状态的点目标状态下的目标及其伴随诱饵来说, 可利用于识别的信息是它们在各个波段内的辐射和反射特性<sup>[1]</sup>。本文选取目标和诱饵在红外波段的辐射为识别特征, 并假设它们在其它波段的特性相同。

对于传感器的每一次报告来说, 它所提供的关于点目标的信息通常都是不完备的, 因此, 我们可以借鉴人工智能中的不精确推理方法来识别目标与诱饵。

## 1 主观 Bayes 方法

主观 Bayes 方法是最早用于处理不精确推理的模型, 它以概率论中的 Bayes 公式为基础, 并在著名的 Prospector 专家系统中首次采用<sup>[2]</sup>。

### 1.1 知识的不确定性表示

在主观 Bayes 方法中, 规则表示为

if E then H (LS, LN).

\*国家自然科学基金(编号 69487009)和国防预研基金(编号 94JA-4-5-KG0105)资助项目  
稿件收到日期 1997-01-20, 修改稿收到日期 1997-09-12

主观 Bayes 方法的不精确推理过程,就是根据证据  $E$  的概率  $P(E)$ ,利用规则强度  $LS$  和  $LN$ ,把结论  $H$  的先验概率  $P(H)$ 更新为后验概率  $P(H|E)$ 的过程,也称为概率传播.

Bayes 公式可表示为

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)} \quad (1)$$

和

$$P(\sim H|E) = \frac{P(E|\sim H) \cdot P(\sim H)}{P(E)}, \quad (2)$$

将式(1)和式(2)相除,得

$$\frac{P(H|E)}{P(\sim H|E)} = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E|\sim H) \cdot P(\sim H)}$$

定义可能性(Odds)为

$$O = \frac{P}{1-P}, \quad (3)$$

所以

$$O(H|E) = \frac{P(E|H)}{P(E|\sim H)} \cdot O(H),$$

或写成

$$O(H|E) = LS \cdot O(H), \quad (4)$$

称  $O(H)$ 为结论的先验可能性(Prior Odds),称  $O(H|E)$ 为结论的后验可能性(Posterior Odds).  $LS$ 被称为“充分性因子”,表示  $E$ 为真时,对  $H$ 的影响程度,实际上描述了规则  $E \rightarrow H$ 的强度,也就是描述了知识的不确定性.

同理可得公式

$$O(H|\sim E) = LN \cdot O(H), \quad (5)$$

其中

$$LN = \frac{P(\sim E|H)}{P(\sim E|\sim H)},$$

称为“必要性因子”,它表示证据  $E$ 为假时对结论  $H$ 的影响程度.

## 1.2 证据的不确定性

证据的不确定性采用概率  $P$ 的等价形式—可能性  $O$ 来描述,即

$$O(E) = \frac{P(E)}{1-P(E)}. \quad (6)$$

## 1.3 不精确推理算法

设独立证据  $E_1, E_2, \dots, E_n$ 的观察为  $S_1, S_2, \dots, S_n$ ,且有规则  $E_1 \rightarrow H, E_2 \rightarrow H, \dots, E_n \rightarrow H$ ,假设  $H$ 的后验可能性为  $O(H|S_1), O(H|S_2), \dots, O(H|S_n)$ ,则这些独立证据的组合所应得到的假设  $H$ 的后验可能性为

$$O(H|S_1 \& S_2 \& \dots \& S_n) = \frac{O(H|S_1)}{O(H)} \cdot \frac{O(H|S_2)}{O(H)} \dots \frac{O(H|S_n)}{O(H)} \cdot O(H). \quad (7)$$

## 2 主观 Bayes 方法在点目标识别中的应用

假设在地面设有三个观测站(各观测站之间相距约 100km),每个观测站用一个多波段红外传感器对点目标进行探测.我们先对每个传感器提供的报告进行识别,接着对同一时刻三个传感器的识别结果进行融合,再将识别结果与下一时刻的识别结果进行融合…….所以实际上是采用了三级融合:第一级融合是对单一传感器得到的各个特征进行融合,并得出初步的结果,属于特征级融合;第二级融合是对三个传感器在同一时刻分别得到的结果进行融合,属于决策级融合;第三级融合也属于决策级融合,它是对第二级融合的延续,如果第二级融合得到的结果已经达到了门限值,就输出判决结果,否则,不足以判断,需继续观测,也即需与下一时刻的识别结果进行融合,以增强决策的信任度,并且这样一直融合下去,直到能够作出判决为止<sup>[3]</sup>.

特征级融合的有效办法之一是人工神经网络技术.本文根据所识模式的特点,采用 BP 网络进行模式的第一级融合.

有了第一级的特征级融合以后,我们就可以采用主观 Bayes 方法进行第二级和第三级的决策融合了.下面我们介绍将主观 Bayes 方法与 BP 网络具体结合起来的方法,为直观起见,假设三个传感器在第一级融合后的输出分别为:

- $t_1$  时刻  $\{0.9125, 0.1015\}, \{0.4586, 0.5624\}, \{0.8765, 0.2357\}$ ,
- $t_2$  时刻  $\{0.8575, 0.1245\}, \{0.5874, 0.4512\}, \{0.9019, 0.1014\}$ ,
- $t_3$  时刻  $\{0.7557, 0.2825\}, \{0.6843, 0.3227\}, \{0.9395, 0.0705\}$ .

将某一时刻三个传感器的识别结果看成三次独立的观测,则得到各时刻的后验概率( $P$ )和后验可能性( $O$ )如表 1 所示.表中, $T$  表示目标, $D$  表示诱饵, $E_1, E_2, E_3$  分别表示第一、第二和第三个传感器的观测.由于本文考虑的是目标和诱饵成对出现的情况,故可设目标与诱饵的先验概率为  $P(T)=P(D)=0.5$ .

表 1 各个时刻由各传感器得到的后验概率( $P$ )和后验可能性( $O$ )

Table 1 The posterior probabilities and posterior odds acquired by sensors at different time

$t_1$ 时刻		$t_2$ 时刻		$t_3$ 时刻	
$P_1(T E_1)=0.9125$	$O_1(T E_1)=10.4286$	$P_2(T E_1)=0.8575$	$O_2(T E_1)=6.0175$	$P_3(T E_1)=0.7557$	$O_3(T E_1)=3.0933$
$P_1(D E_1)=0.1015$	$O_1(D E_1)=0.1130$	$P_2(D E_1)=0.1245$	$O_2(D E_1)=0.1422$	$P_3(D E_1)=0.2825$	$O_3(D E_1)=0.3937$
$P_1(T E_2)=0.4586$	$O_1(T E_2)=0.8471$	$P_2(T E_2)=0.5874$	$O_2(T E_2)=1.4237$	$P_2(T E_2)=0.6843$	$O_3(T E_2)=2.1676$
$P_1(D E_2)=0.5624$	$O_1(D E_2)=1.2852$	$P_2(D E_2)=0.4512$	$O_2(D E_2)=0.8222$	$P_2(D E_2)=0.3227$	$O_3(D E_2)=0.4765$
$P_1(T E_3)=0.8765$	$O_1(T E_3)=7.0972$	$P_2(T E_3)=0.9019$	$O_2(T E_3)=9.1937$	$P_3(T E_3)=0.9395$	$O_3(T E_3)=15.5289$
$P_1(D E_3)=0.2357$	$O_1(D E_3)=0.3084$	$P_2(D E_3)=0.1014$	$O_2(D E_3)=0.1128$	$P_3(D E_3)=0.0705$	$O_3(D E_3)=0.0758$
$P_1(T)=0.5$	$O_1(T)=1$	$P_2(T)=0.5$	$O_2(T)=1$	$P_3(T)=0.5$	$O_3(T)=1$
$P_1(D)=0.5$	$O_1(D)=1$	$P_2(D)=0.5$	$O_2(D)=1$	$P_3(D)=0.5$	$O_3(D)=1$

由式(7)关于独立证据的组合规则可得  $t_1, t_2, t_3$  时刻第二级融合的结果分别为

$t_1$  时刻

$$\begin{aligned} O_1(T|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_1(T|E_1)}{O_1(T)} \cdot \frac{O_1(T|E_2)}{O_1(T)} \cdot \frac{O_1(T|E_3)}{O_1(T)} \cdot O_1(T) \\ &= 10.4286 \times 0.8471 \times 7.0972 = 62.6971, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} O_1(D|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_1(D|E_1)}{O_1(D)} \cdot \frac{O_1(D|E_2)}{O_1(D)} \cdot \frac{O_1(D|E_3)}{O_1(D)} \cdot O_1(D) \\ &= 0.1130 \times 1.2852 \times 0.3084 = 0.0448, \end{aligned}$$

相应的后验概率分别为

$$P_1(T|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_1(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_1(T|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{62.6971}{63.6971} = 0.9843,$$

$$P_1(D|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_1(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_1(D|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{0.0448}{1.0448} = 0.0429.$$

$t_2$  时刻

$$\begin{aligned} O_2(T|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_2(T|E_1)}{O_2(T)} \cdot \frac{O_2(T|E_2)}{O_2(T)} \cdot \frac{O_2(T|E_3)}{O_2(T)} \cdot O_2(T) \\ &= 6.0175 \times 1.4237 \times 9.1937 = 78.7635, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} O_2(D|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_2(D|E_1)}{O_2(D)} \cdot \frac{O_2(D|E_2)}{O_2(D)} \cdot \frac{O_2(D|E_3)}{O_2(D)} \cdot O_2(D) \\ &= 0.1422 \times 0.8222 \times 0.1128 = 0.0132, \end{aligned}$$

相应的后验概率分别为

$$P_2(T|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_2(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_2(T|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{78.7635}{79.7635} = 0.9875,$$

$$P_2(D|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_2(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_2(D|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{0.0132}{1.0132} = 0.0130.$$

$t_3$  时刻

$$\begin{aligned} O_3(T|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_3(T|E_1)}{O_3(T)} \cdot \frac{O_3(T|E_2)}{O_3(T)} \cdot \frac{O_3(T|E_3)}{O_3(T)} \cdot O_3(T) \\ &= 3.0933 \times 2.1676 \times 15.5289 = 104.1219, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} O_3(D|E_1 \& E_2 \& E_3) &= \frac{O_3(D|E_1)}{O_3(D)} \cdot \frac{O_3(D|E_2)}{O_3(D)} \cdot \frac{O_3(D|E_3)}{O_3(D)} \cdot O_3(D) \\ &= 0.3937 \times 0.4765 \times 0.0758 = 0.0142, \end{aligned}$$

相应的后验概率分别为

$$P_3(T|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_3(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_3(T|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{104.1219}{105.1219} = 0.9905,$$

$$P_3(D|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_3(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O_3(D|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{0.0142}{1.0142} = 0.0140.$$

可以看到,经过第二级融合后,对该点为目标的信任度得到很大的加强,同时对该点为诱饵的信任度降到了很低.为了使得对点目标的判断达到足够高的精度,我们取判决门限为  $P(T|E)=0.9999$ ,且  $P(D|E)=0.0001$ .这样根据第二级融合的结果尚不足以作出判决,需

要进行第三级融合.

将  $t_1$  时刻、 $t_2$  时刻和  $t_3$  时刻一起进行第三级融合(实际应用时,是将  $t_1$  时刻与  $t_2$  时刻先进行融合,并判断,当结果没有达到门限时,再与  $t_3$  时刻进行融合)时的结果为

$$O(T|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_1(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(T)} \cdot \frac{O_2(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(T)} \cdot \frac{O_3(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(T)} \cdot O(T)$$

$$= 62.6971 \times 78.7635 \times 104.1219 = 514179.2476.$$

$$O(D|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O_1(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(D)} \cdot \frac{O_2(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(D)} \cdot \frac{O_3(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{O(D)} \cdot O(D)$$

$$= 0.0448 \times 0.0132 \times 0.0142 = 8.3973E - 6;$$

相应的后验概率分别为

$$P(T|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O(T|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O(T|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{514179.2476}{514180.2476} = 1.0000,$$

$$P(D|E_1 \& E_2 \& E_3) = \frac{O(D|E_1 \& E_2 \& E_3)}{1 + O(D|E_1 \& E_2 \& E_3)} = \frac{8.3973E - 6}{1 + 8.3973E - 6} = 8.3972E - 6.$$

我们看到,将三个时刻的结果融合起来后,就有足够的信心判断该点为目标.否则就不够可靠,甚至会出现误判.

### 3 实验仿真结果

#### 3.1 目标与诱饵的红外辐射特征

某一时刻某一地基红外传感器探测到的复杂目标和诱饵的波谱如图 1 所示.事实上,跟踪整个飞行弹道可以发现,复杂目标和诱饵之间波谱的重叠及交替现象时有发生,有时甚至还很严重,但从总的趋势看,还是存在一定的差别,即目标的辐射大于诱饵,而诱饵的辐射变化快于目标,这种差别是由它们的物理构造本质决定的.

#### 3.2 特征提取

由图 1,将波谱范围分为三个波段,即  $3.2 \sim 5.2 \mu\text{m}$ ,  $7.5 \sim 9.5 \mu\text{m}$ ,  $9.5 \sim 14.0 \mu\text{m}$ ,并由此提取出三个波段内的辐射通量及辐射通量的时间变化率共六个特征.为了充分利用同一时刻探测到的信息,我们将目标和诱饵合在一起看成一个整体点对模式,并将它们的特征合起来作为点对模式的十二个特征.由于特征维数的增加,可以增加对点目标拥有的信息量,从而有可能改善识别效果.

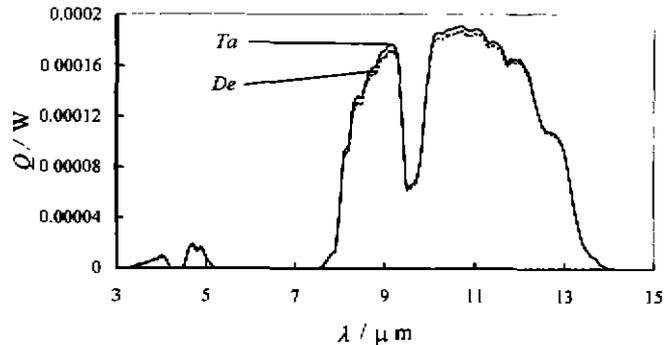


图 1 某时刻一地基传感器探测到的目标(Ta)和诱饵(De)的红外辐射波谱

Fig. 1 The IR spectrums of target and decoy detected by a ground-based IR sensor

### 3.3 BP 网络输出结果

采用  $12 \times 8 \times 2$  的三层 BP 网络. 在中段飞行的 5000 个观测数据中, 取 1000 个数据 (每 5 个数据中取 1 个) 作为训练样本, 其余 4000 个作为识别样本, 分别用不加噪声和加噪声 (所加噪声为零均值高斯噪声) 的样本来识别, 识别结果见表 2.

表 2 BP 网络识别结果  
Table 2 recognition result of BP network

观测站	识 别 率 (%)				
	不加噪声	信噪比=10	信噪比=8	信噪比=5	信噪比=3
1	62.25	59.43	58.75	57.25	54.50
2	60.50	58.29	57.14	55.71	54.29
3	65.35	59.86	58.43	57.87	56.45

### 3.4 第二级和第三级融合识别结果

第二级和第三级融合识别结果见表 3 所示. 其中第三级融合识别结果与设定的阈值大小有很大的关系, 阈值越大, 需融合的次数越多 (融合次数一般在 2~4 之间), 识别率也越高, 反之亦然. 本文对识别率和识别时间进行折衷考虑, 取阈值大小分别为:

$$\text{High} = 0.99999, \quad \text{Low} = 0.00001.$$

表 3 第二级和第三级融合识别结果  
Table 3 recognition result of the second and the third fusion

融合级次	识 别 率 (%)				
	不加噪声	信噪比=10	信噪比=8	信噪比=5	信噪比=3
第二级	67.45	63.34	61.79	59.85	57.65
第三级	96.55	82.57	79.95	74.73	71.83

从表 2 和表 3 可以看到, 在经过主观 Bayes 方法的两次融合后, 最终识别结果比 BP 网络有了明显的提高, 尤其是第三级融合提高的幅度较大.

## 4 结语

本文提出一种三级融合的多传感器数据融合空间点目标识别方法. 如果三级融合都采用神经网络, 则第二级和第三级融合过程难以找到合适的网络模型来实现之; 而若三级融合都采用主观 Bayes 方法, 则解决不了专家的知识 and 经验的前提问题. 用本文所提出的方法就可恰当地解决这个矛盾. 本文提出的由神经网络与主观 Bayes 方法构成的多传感器信息融合空间点目标识别系统具有以下特点:

(1) 前端采用人工神经网络技术, 具有学习功能, 并且把繁琐的人工统计由神经网络去完成, 大大减轻了人工劳动;

(2) 用经过大量样本学习的神经网络代替有关领域专家, 解决了缺乏有关领域专家的知识 and 经验的问题, 即解决了不精确推理模型应用的前提问题;

(3) 借用人工智能中不精确推理的思想, 模仿人类思维的实际推理过程, 使得推理结果

具有较高的可靠性。

仿真结果证明,本文提出的主观 Bayes 方法与神经网络相结合的多传感器数据融合空间点目标识别方法能较好地解决复杂目标和诱饵的识别问题。

#### REFERENCES

- 1 XU H. *Infrared and visible features of spatial point targets: research and applications*, Doctor's Thesis, Dept. Electronic Technology, National University of Defence Technology(徐 晖. 空间点目标红外和可见光特性及其应用研究,国防科技大学电子技术系博士学位论文), 1994
- 2 LI F. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Beijing: Meteorology Press(李 凡. 人工智能中的不确定性,北京:气象出版社), 1992
- 3 LI H. *On the IR Radiation Characteristics of Reentry Ballistic Vehicle and Multi-Sensor Information Fusion Method to Recognize Point Targets*, Doctor's Thesis, Dept. Electronic Technology, National University of Defence Technology(李 宏. 再入弹道式目标的红外辐射特性及点目标识别的多传感器信息融合方法研究,国防科技大学电子技术博士学位论文), 1997

### MULTI-SENSOR DATA FUSION METHOD TO RECOGNIZE SPATIAL POINT TARGETS BASED ON THE COMBINATION OF SUBJECTIVE BAYESIAN AND NEURAL NETWORK \*

LI Hong LIU Jiang-Tao AN Wei XU Hui SUN Zhong-Kang

(Department of Electronic Technology, National University of Defence Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract** According to the uncertainty existing in the process of acquiring information of spatial ballistic target and its accompanying decoy, subjective Bayesian method was used to recognize these spatial targets. In order to satisfy the premise of necessary knowledge and experience for applying subjective Bayesian method, neural network was used to replace the experts of relevant domains. The method to combine neural network and subjective Bayesian was introduced, and a multi-sensor data fusion model to recognize spatial complex ballistic target and its accompanying decoy was given. The results of emulation show that the recognition rate is improved much.

**Key words** subjective Bayesian, neural network, data fusion, target recognition.

---

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China and the National Defence Preliminary Research Foundation  
Received 1997-01-20, received 1997-09-12