

采用 Bayes 多传感器数据融合方法进行目标识别

王俊林<sup>1</sup>, 张剑云<sup>2</sup>

( 1. 解放军电子工程学院 研究生三队 安徽 合肥 230037 ;  
2. 解放军电子工程学院 信息工程系 安徽 合肥 230037 )

**摘 要 :**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。利用 Bayes 多传感器数据融合方法 ,对一个目标类型和属性融合的应用实例进行计算。分别用 Bayes 公式计算出两次融合的概率值。从计算结果可以看出 ,提高了目标识别的概率 ,降低了不确定的概率 ,说明这种方法可以达到较高的识别率 ,是目标类型和属性识别的有效方法。  
**关键词 :**Bayes ;多传感器 ;数据融合 ;识别  
**中图分类号 :**TP274      **文献标识码 :**A      **文章编号 :**1000 - 9787( 2005 )10 - 0086 - 03

Recognition of target using Bayesian data fusion method

WANG Jun-lin<sup>1</sup> , ZHANG Jian-yun<sup>2</sup>

( 1. Three team of Graduate Electronic Engineering Institute of PLA , Hefei 230037 , China ;  
2. Dept of Info Engin , Electronic Engineering Institute of PLA , Hefei 230037 , China )

**Abstract :** Principles fusion model of Bayesian are described , and calculation of a example of target types and attribute is put forward. Using recognition of target of Bayesian probability of target of twice fusion is calculated. The results show that the probability of target recognition is improved and the probability of uncertainty is debased , it is a effective method for target recognition.  
**Key words :** Bayesian ; multisensor ; data fusion ; recognition

0 引 言

多传感器数据融合技术<sup>[1]</sup>是指对来自多源的数据和信息进行关联、相关和综合处理 ,以更好地进行状态、属性估计 ,并完全和适时地进行态势和威胁评估。按照信息抽象的 5 个层次 ,融合可分为五级 ,即检测级融合、位置级融合、属性( 目标识别 )级融合、态势评估和威胁估计。

在多传感器信息融合系统中 ,各传感器提供的信息一般是不完整、不精确、模糊的 ,甚至可能是矛盾的 ,即包含着大量的不确定性。信息融合中心不得不根据这些不确定性信息进行推理 ,以达到目标身份识别和属性判决的目的。可以讲 ,不确定性推理是目标识别和属性信息融合的基础<sup>[2]</sup>。目前 ,在目标识别级融合中 ,Dempster-Shafer( D-S )证据理论和 Bayes 方法是 2 种常用的不确定性推理方法。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 ,它为目标识别提供了一条有效的途径。

1 基于 Bayes 推理的目标识别理论

Bayes 理论是英国牧师 Thomas Bayes 于 1763 年发表的。它的基本原理是 :给定某假设的先验似然估计 ,随着新

的证据( 观测数据 )的到来 ,Bayes 方法可以更新该假设的似然函数。

假设有  $n$  个传感器用来获取未知目标的参数数据。每一个传感器基于传感器观测和特定的传感器分类算法提供一个关于目标身份的说明( 关于目标身份的一个假设 )<sup>[3]</sup>。设  $O_1, O_2, \dots, O_m$  为所有可能  $m$  个目标 , $D_i$  表示第  $i$  个传感器关于目标身份的说明 , $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m$  实际上构成了观测空间的互不相容的穷举假设 ,则有

$$\sum_{i=1}^n P(O_i) = 1 \quad (1)$$

式中  $P(O_i)$  为假设  $O_i$  为真的先验概率。且有

$$P(O_i | D_j) = \frac{P(D_j | O_i)P(O_i)}{\sum_{i=1}^n P(D_j | O_i)P(O_i)} \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

式中  $P(O_i | D_j)$  为给定证据  $D_j$  的情况下 ,假设  $O_i$  为真的后验概率 , $P(D_j | O_i)$  为  $O_i$  为真的情况下 ,证据  $D_j$  的概率。

Bayes 多传感器数据融合识别算法的主要步骤如下 :

( 1 ) 每个传感器关于目标的观测转化为目标身份的分类与说明  $D_1, D_2, \dots, D_n$  ;

(2) 计算每个传感器关于目标身份说明或判定的不确定性,即  $P(D_j | O_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, m$ ;

(3) 计算目标身份的融合概率

$$P(O_j | D_1, D_2, \dots, D_n) = \frac{P(D_1, D_2, \dots, D_n | O_j) P(O_j)}{P(D_1, D_2, \dots, D_n)} \quad (3)$$

如果  $D_1, D_2, \dots, D_n$  相互独立,则

$$P(D_1, D_2, \dots, D_n | O_j) = P(D_1 | O_j) P(D_2 | O_j) \dots P(D_n | O_j) \quad (4)$$

Bayes 的判决规则是

$$P(O_j | D_1, D_2, \dots, D_n) = \max_{j=1, 2, \dots, m} [P(O_j | D_1, D_2, \dots, D_n)] \quad (5)$$

Bayes 方法用于多传感器信息融合时,要求系统可能的决策相互独立,这样就可以将这些决策看作一个样本空间的划分,使用 Bayes 条件概率公式解决系统的决策问题。

设系统可能的决策为  $A_1, A_2, \dots, A_m$ , 当某一传感器对系统进行观察时,得到观察结果  $B$ , 如果能够利用系统的先验知识及该传感器的特性得到各先验概率  $P(A_i)$  和条件概率  $P(B/A_i)$ , 则利用 Bayes 条件概率公式,根据传感器的观测,将先验概率  $P(A_i)$  更新为后验概率  $P(A_i/B)$ 。

假设  $A$  和  $B$  之间是相互独立的,即  $P(BC/A_i) = P(B/A_i) \cdot P(C/A_i)$ , 则有

$$P(A_i/BC) = \frac{P(B/A_i) \cdot P(C/A_i) P(A_i)}{\sum_{i=1}^n P(B/A_i) \cdot P(C/A_i) P(A_i)}$$

当有  $n$  个传感器,观测结果分别为  $B_1, B_2, \dots, B_m$  时,假设它们之间相互独立,且与被观测对象条件独立,则可以得到系统有  $m$  个传感器时的各决策总的后验概率为

$$P(A_i/B_1 B_2 \dots B_m) = \frac{\prod_{k=1}^m P(B_k/A_i) P(A_i)}{\sum_{i=1}^n \prod_{k=1}^m P(B_k/A_i) P(A_i)} \quad (6)$$

最后,系统的决策是取具有最大后验概率的那条决策。

可以证明:Bayes 判决规则的分类错误率是最小的<sup>[4]</sup>。

其融合模型如图 1 所示。

中频雷达传感器:

$$P(\text{民航}) = \frac{0.3 \times 0.3 + 0.3 \times 0.2 + 0.3 \times 0.3}{0.3 \times 0.3 + 0.4 \times 0.5 + 0.3 \times 0.2 + 0.3 \times 0.2 + 0.4 \times 0.2 + 0.3 \times 0.3 + 0.3 \times 0.5} = 0.32876$$

$$P(\text{轰炸机}) = \frac{0.4 \times 0.5 + 0.4 \times 0.2 + 0.3 \times 0.5}{0.3 \times 0.3 + 0.4 \times 0.5 + 0.3 \times 0.2 + 0.3 \times 0.2 + 0.4 \times 0.2 + 0.3 \times 0.3 + 0.3 \times 0.5} = 0.58904$$

$$P(\text{不明}) = \frac{0.3 \times 0.2}{0.3 \times 0.3 + 0.4 \times 0.5 + 0.3 \times 0.2 + 0.3 \times 0.2 + 0.4 \times 0.2 + 0.3 \times 0.3 + 0.3 \times 0.5} = 0.0822$$

ESM 传感器:

$$P(\text{敌轰炸机 1}) = \frac{0.4 \times 0.4 + 0.4 \times 0.1 + 0.1 \times 0.4}{0.4 \times 0.4 + 0.4 \times 0.1 + 0.3 \times 0.4 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.1 + 0.1 \times 0.1} = 0.48979$$

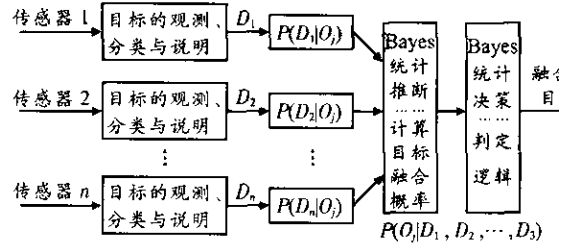


图 1 基于 Bayes 统计理论的目标识别融合模型

Fig 1 Target identification fusion model based on Bayesian statistic theory

## 2 基于 Bayes 推理的目标识别实例

假设有 3 个传感器:中频雷达、ESM 和 IFF,目标属性有:民航、轰炸机、敌轰炸机 1、敌轰炸机 2、我轰炸机、我机。用 3 个传感器分别获得 2 个测量周期的先验概率分配为:

中频雷达  $P(\text{民航})=0.3$   $P(\text{轰炸机})=0.4$   $P(\text{不明})=0.3$   $P(\text{民航})=0.3$   $P(\text{轰炸机})=0.5$   $P(\text{不明})=0.2$ ;

ESM  $P(\text{敌轰炸机 1})=0.4$   $P(\text{敌轰炸机 2})=0.3$   $P(\text{我轰炸机})=0.2$   $P(\text{不明})=0.1$   $P(\text{敌轰炸机 1})=0.4$   $P(\text{敌轰炸机 2})=0.4$   $P(\text{我轰炸机})=0.1$   $P(\text{不明})=0.1$ ;

IFF  $P(\text{我机})=0.6$   $P(\text{不明})=0.4$   $P(\text{我机})=0.4$   $P(\text{不明})=0.6$ 。

对多个传感器在不同测量周期目标身份的识别,为了提高识别率<sup>[5]</sup>,本文采用两级融合,第一级融合是同一传感器在不同测量周期数据的融合,第二级融合是在第一级融合的基础上,对 3 种不同传感器数据的再融合。

根据 Bayes 推理的目标识别理论:第一级融合是把第一测量周期的概率作为先验概率,第二测量周期的概率作为已知先验概率条件下的条件概率,利用上述 Bayes 式(2)求出各个传感器获得的目标后验概率。第一级融合如图 2。

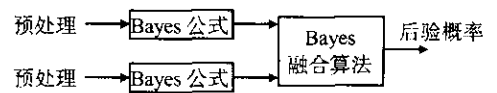


图 2 第一级融合

Fig 2 First level fusion

$$P(\text{敌轰炸机 2}) = \frac{0.3 \times 0.4 + 0.3 \times 0.1 + 0.4 \times 0.1}{0.4 \times 0.4 + 0.4 \times 0.1 + 0.3 \times 0.4 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.1 + 0.1 \times 0.1} = 0.38755 ,$$

$$P(\text{我轰炸机}) = \frac{0.2 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.1 \times 0.1}{0.4 \times 0.4 + 0.4 \times 0.1 + 0.3 \times 0.4 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.1 + 0.1 \times 0.1} = 0.1024 ,$$

$$P(\text{不明}) = \frac{0.1 \times 0.1}{0.4 \times 0.4 + 0.4 \times 0.1 + 0.3 \times 0.4 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.2 \times 0.1 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.4 + 0.1 \times 0.1 + 0.1 \times 0.1} = 0.020408 .$$

IFF 传感器：

$$P(\text{我机}) = \frac{0.6 \times 0.4 + 0.6 \times 0.6 + 0.4 \times 0.4}{0.6 \times 0.4 + 0.4 \times 0.6 + 0.4 \times 0.4 + 0.6 \times 0.6} = 0.76 ,$$

$$P(\text{不明}) = \frac{0.4 \times 0.6}{0.6 \times 0.4 + 0.4 \times 0.6 + 0.4 \times 0.4 + 0.6 \times 0.6} = 0.24 .$$

可以看出：每个传感器利用 Bayes 公式都可以得到各个目标的后验概率，再利用这个后验概率进行第二级融合，最终得到目标身份识别的目的。第二级融合如图 3 所示。

同理，利用 Bayes 公式(6)，得到第二次融合后目标的概率分别为

$$P(\text{轰炸机}) = \frac{0.58904 \times 0.020408 \times 0.24}{[(0.48979 + 0.38755 + 0.1024 + 0.020408) \times 0.24 + (0.1024 + 0.020408) \times 0.76] \times (0.58904 + 0.0822)} = 0.012598 ,$$

$$P(\text{敌轰炸机 1}) = \frac{0.58904 \times 0.48979 \times 0.24 + 0.0822 \times 0.48979 \times 0.24}{[(0.48979 + 0.38755 + 0.1024 + 0.020408) \times 0.24 + (0.1024 + 0.020408) \times 0.76] \times (0.58904 + 0.0822)} = 0.34454 ,$$

$$P(\text{敌轰炸机 2}) = \frac{0.58904 \times 0.38755 \times 0.24 + 0.0822 \times 0.38755 \times 0.24}{[(0.48979 + 0.38755 + 0.1024 + 0.020408) \times 0.24 + (0.1024 + 0.020408) \times 0.76] \times (0.58904 + 0.0822)} = 0.2728 ,$$

$$P(\text{我机}) = \frac{0.76 \times 0.0822 \times 0.020408}{[(0.48979 + 0.38755 + 0.1024 + 0.020408) \times 0.24 + (0.1024 + 0.020408) \times 0.76] \times (0.58904 + 0.0822)} = 0.005567 .$$

可以得到：

$$P(\text{我轰炸机}) = 0.3528 , P(\text{民航}) = 0.01 , P(\text{不明}) = 0.00176 .$$

由 Bayes 的判决规则，得到最终判决结果为我轰炸机，同时，不明目标的概率下降到了 0.00176。从两次融合的计算结果可以看出：利用 Bayes 多传感器数据融合后，目标识别的可信度<sup>[6]</sup>(概率)得到了提高。

3 结 论

通过对一个目标类型和属性融合的应用实例进行计算，计算结果证实了采用 Bayes 多传感器数据融合方法可以达到较高的识别率，是目标类型和属性识别的有效方法。但是，在实际的身份识别中，直接使用概率计算公式主要有 2 个困难：首先，一个证据的概率是在大量的统计数据的基础上得出的，当所处理的问题比较复杂时，需要非常大的统计工作量，这使得定义先验概率函数非常困难；其次，Bayes 推理要求各证据间是不相容或相互独立的，从而当存在多个可能假设和多条件相关事件时，计算

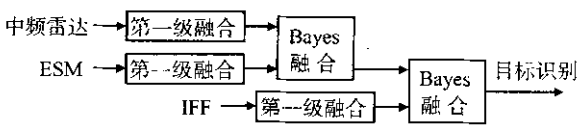


图 3 第二级融合  
Fig 3 Second level fusion

复杂性迅速增加。

参考文献：

[ 1 ] Llinas J ,Waltz E. Multisensor data fusion [ M ]. London :Arttech House Boston ,1990. 274 - 278.

[ 2 ] 何 友 ,王国宏 陆大鑫 等. 多传感器信息融合及应用 [ M ]. 北京 :电子工业出版社 ,2001. 1 - 5.

[ 3 ] 饶 浩. 利用主观贝叶斯方法进行不确定性推理 [ J ]. 韶关学院学报 (自然科学版 ) 2004 25( 6 ) 6 - 9.

[ 4 ] Koshizen ,Takamasa. Improved sensor selection technique by integrating sensor fusion in robo[ J ]. Journal of Intelligent and Robotic Systems :Theory and Applications 2000 29( 1 ) 79 - 92.

[ 5 ] 王慧频 ,徐 晖 孙仲康. 采用 Bayes 数据融合方法进行目标和诱饵的识别 [ J ]. 国防科技大学学报 ,1996 ,18( 2 ) 59 - 64.

[ 6 ] 罗志增 ,叶 明. 基于 Bayes 方法的多感觉信息融合算法及其应用 [ J ]. 传感技术学报 2001 9( 3 ) 210 ~ 215.

作者简介：

王俊林( 1976 - ) 女，安徽无为，人，博士研究生，研究方向为多传感器数据融合。