

Simulation of Target Identification by Bayesian Network*

Wenping Ji, Yongli Zhang, Jing Zhang

China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing
Email: jiwening@gmail.com

Received: Feb. 28th, 2013; revised: Mar. 16th, 2013; accepted: Mar. 28th, 2013

Copyright © 2013 Wenping Ji et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: Based on the study of the target feature of multi-sensors, the topological structure of Bayesian network is formed up. The reasoning rule of airborne target recognition is analyzed. By doing so, it is feasible to estimate airborne target platform type and target identification. And the result indicates that the method based on Bayesian network can estimate target attributes automatically in real time with a certain degree of accuracy.

Keywords: Bayesian Network; Target Identification; Multi-Sensor

贝叶斯网络目标身份识别仿真研究*

计文平, 张永利, 张 靖

电子科学研究院, 北京
Email: jiwening@gmail.com

收稿日期: 2013年2月28日; 修回日期: 2013年3月16日; 录用日期: 2013年3月28日

摘 要: 根据目标的多传感器特征, 构造贝叶斯网络拓扑结构, 分析空中目标识别推理规则, 实现了对空中目标平台类型和身份的估计。仿真结果表明贝叶斯网络的目标识别方法能够实时地自动获取目标属性, 达到一定的正确识别率。

关键词: 贝叶斯网络; 目标识别; 多传感器

1. 引言

在现代防空作战中, 为获得最佳作战效果, 必须实时获取战场态势估计, 目标识别是战场态势估计的重要组成部分。目标识别技术^[1]利用多传感器资源, 通过对各个传感器及其观测信息的合理支配与使用, 将各传感器在空间和时间上的互补与冗余信息组合起来, 来获取目标的属性分类或身份估计。多传感器识别系统主要包括: 雷达目标识别、电子侦察、通信侦察、红外侦察、协作识别(敌我识别、航管)等。各类传感器从不同角度, 获取目标的原始特征数据, 然后经

过协作和非协作识别处理, 最终获得对目标的综合识别结果。一个多传感器目标识别过程框图如图1所示。

目标识别方法很多, 主要包括表决法、贝叶斯网络^[2,3]、D-S 证据理论^[4-6]、模糊集法^[7,8]、灰色关联方法^[9,10]、粗集理论^[11]和神经网络方法^[12-14]等。其中, 贝叶斯网络的方法随着证据的到来, 不断更新目标属性概率, 更符合人们认识事物的主客观规律, 得到了广泛的应用。本文根据贝叶斯网络, 提出了一种空中目标识别系统的实现方法。

2. 贝叶斯网络

贝叶斯网络建立在贝叶斯统计学理论上, 是

*基金项目: 国家自然科学基金(No. 61271394)。

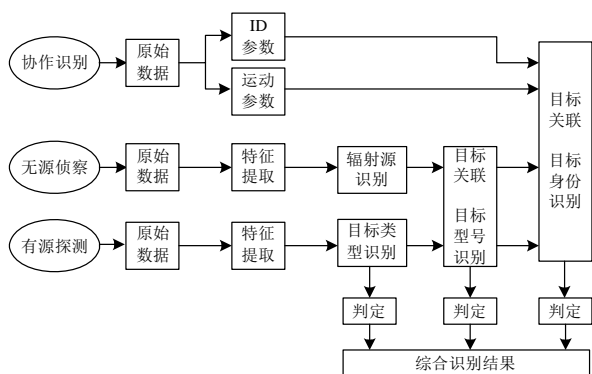


Figure 1. Process chart of multi-sensor target identifying
图 1. 多传感器目标识别过程框图

解决不确定性知识表达和复杂概率推理问题的理论模型之一。它通过描述变量之间概率关系，提供一种知识直观可视化的表示方法。

设 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是一个离散变量的有限集合， P 是 V 中变量的联合概率分布，称有向无环图 $G(V, P)$ 是一个关于概率 P 的贝叶斯网络。图中的节点与变量一一对应，连接两个节点的有向边表示节点间的相互依赖关系，用条件概率表来表示。节点变量可以是任何问题的抽象，如故障假设、测试值、观测现象等。没有任何父节点的节点条件概率为其先验概率。贝叶斯网络能够表达网络中所有节点的联合概率，并可以根据先验概率和某些节点的取值计算其他任意节点的概率信息。

按照贝叶斯网络节点变量的类型一般可以将贝叶斯网络分 3 类：离散型、连续型和混合型。将贝叶斯网络扩展到在时间演化的过程进行表示，就是动态贝叶斯网络。动态指的是系统是动态的，而不是说贝叶斯网络的结构随时间变化。动态贝叶斯网络能够随时间进行检测和更新系统状态，甚至预测系统将来的行为。

3. 空中目标识别系统模型

空中目标识别的目的就是获得目标的身份说明。目标的身份说明从不同的层面看，分为目标类型、目标型号和目标身份。基于贝叶斯网络构建空中目标识别系统模型如图 2 所示。目标类型可划分为民航飞机、运输机、战斗机、直升机等，主要根据雷达传感器获得的 RCS、速度、高度、加速度等信息，对目标进行一个初步估计。目标型号是目标具体的型号标识，通过目标型号可以得到目标国籍、装备情况等。可根据

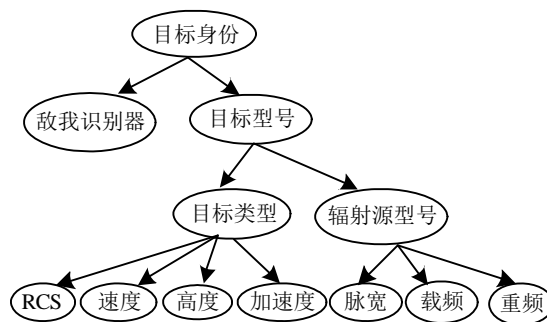


Figure 2. Bayesian network for target identifying
图 2. 目标识别的贝叶斯网络

雷达传感器、电子侦察、通信侦察等手段获得目标辐射源特征，进而估计出目标平台型号。目标身份是指目标的敌我属性，包括敌、我、中立、不明等，通过敌我识别器结合目标平台型号信息获取。

图 2 所示的目标识别贝叶斯网络图确定了系统变量及其状态集。这些系统变量包含了连续节点和离散节点。首先对连续分布的特征量进行离散化，把连续分布变量转换成由若干个离散区间构成的离散分布。由于离散化对不确定性的描述精度有所降低，所以在实际中应尽量细化以反映原来连续分布所代表的不确定性。本文为了简化计算，将雷达散射截面 RCS 信息分为大、中、小。速度信息分为：高速、中速、低速。高度信息分为：高空、中空、低空。加速度分为：大、小、无。脉宽分为：宽、中、窄。重频分为：高、中、低。载频分为：高、中、低。辐射源型号与平台型号相对应，不同平台可能装载相同的辐射源。

根据专家经验和推理规则，构造条件概率表。表 1 给出了当已知平台类型时，不同平台的 RCS、速度、高度、加速度的条件概率。在相同的条件下，民航飞机的 RCS 较大，速度匀速中速，高度在中高空飞行。而战斗机的 RCS 较小，速度快，高度在中低空的可能性大，同时战斗机的机动性强，加速度较大。

表 2 给出了已知平台型号时，对应的平台类型、辐射源型号和关于平台身份的条件概率表。为获得准确的目标特性和识别效果，必须具备大量的先验知识和对目标数据的积累。

最后，根据专家经验和传感器性能，确定先验概率。对于没有任何先验知识的情况，通常采取各类型的概率相等。当获得传感器数据后，通过离散的方法，确定各传感器获得的属性值，进而更新整个网络。

Table 1. Conditional probability table of target type
表 1. 目标类型的条件概率表

类型	$p(\text{RCS} \text{类型})$ (大,中,小)	$p(\text{速度} \text{类型})$ (高,中,低)	$p(\text{高度} \text{类型})$ (高,中,低)	$p(\text{加速度} \text{类型})$ (大,小,零)
民航	(0.5,0.5,0.0)	(0.1, 0.7,0.2)	(0.7,0.2,0.1)	(0.0,0.1,0.9)
运输机	(0.5,0.5,0.0)	(0.1,0.8,0.1)	(0.8,0.1,0.1)	(0.0,0.2,0.8)
战斗机	(0.1,0.6,0.3)	(0.3,0.6,0.1)	(0.3,0.6,0.1)	(0.3,0.4,0.3)
直升机	(0.0,0.7,0.3)	(0.0,0.2,0.8)	(0.0,0.4,0.6)	(0.0,0.2,0.8)

Table 2. Corresponding relations of target model, type of radiation origin, classifications and identification
表 2. 目标型号、辐射源型号、类型、身份对应关系

平台型号	辐射源型号	类型	$p(\text{身份} \text{型号})$ (敌,我,中立,不明)
1	54	战斗机	(0.8,0.0,1,0.1)
2	11	战斗机	(0.0,8,0.1,0.1)
3	16	战斗机	(0.5,0,0.4,0.1)
4	15	战斗机	(0.0,8,0.1,0.1)
5	19	战斗机	(0.2,0,0.6,0.1)
6	18	运输机	(0,0.8,0.2,0)
7	100	民航	(0.1,0.1,0.8,0)
8	100	民航	(0.1,0.1,0.8,0)
9	17	直升机	(0.8,0,0.1,0.1)
10	20	直升机	(0.0,8,0.1,0.1)

4. 识别推理过程

识别推理的过程是在给定传感器探测特征节点数据的条件下，计算和更新目标类型、型号、身份等节点的后验概率。贝叶斯网络中每个节点利用相邻节点传递的信息和预定的条件概率表进行计算，可求得自身的后验概率，并将结果向其相邻节点传播，如此继续下去直到证据的影响传遍所有节点为止。如图 3 所示，具体步骤如下：

步骤 1：对传感器得到的数据进行特征提取、量化，获得证据节点 E 的证据矢量 (E_1, E_2, \dots, E_n) ；

步骤 2：根据条件概率表和相邻节点 J 的先验概率，计算相邻节点 J 的后验概率

$$P(J_j | E_i) = \frac{P(E_i | J_j)P(J_j)}{\sum_{j=1}^m P(E_i | J_j)P(J_j)}$$

其中， $i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m$ 。 $P(J_j)$ 是先验概率，即在进行观测之前，节点 J 的概率。 $P(J_j | E_i)$ 是在已知观测 E 的情况下，节点 J 的后验概率。

步骤 3：根据节点 J 的概率，重复步骤 1~3，更新与节点 J 相邻的节点，直到完成更新网内所有节点。

步骤 4：采用极大后验判定准则，选取最大后验概率的命题，确定目标类型、目标型号和目标身份。

步骤 5：获得新的探测数据，通过特征关联方法确定是同一目标的观测，然后重复步骤 1~5 的过程，更新贝叶斯网络。

5. 仿真实验

采用分布式计算机生成兵力软件 VR-Forces^[15] 创建仿真环境，生成目标实体，装载传感器组件的探测实体、地形、任务规划等，模拟表 2 中的 10 类空中目标，构成虚拟战场环境，如图 4 所示。

使用 VC++ 仿真传感器模型，包括雷达、电子侦察、敌我识别传感器，使其模拟输出目标的观测数据，通过特征提取和量化，形成证据信息。将传感器的输出信息作为贝叶斯网络的输入，对探测数据进行目标关联、属性判定，输出目标识别仿真结果，见图 5。

图 6 和图 7 给出了目标编号为 5 和 7 的识别仿真

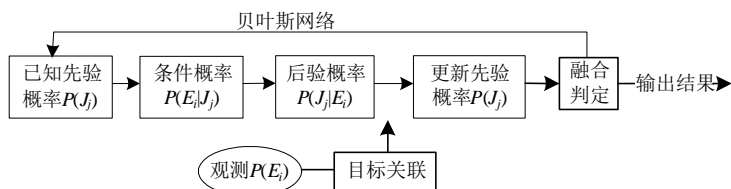


Figure 3. Process of Bayesian reasoning
图 3. 目标识别推理步骤

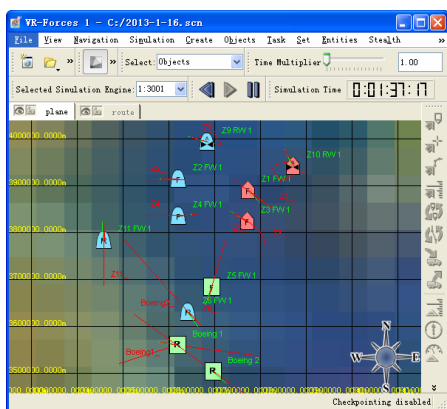


Figure 4. Scenario design of simulation system
图 4. 仿真想定设计

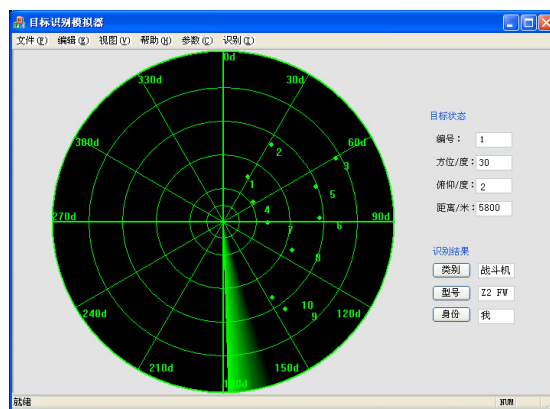


Figure 5. Display interface of target recognition simulation results
图 5. 目标识别模拟器结果显示界面

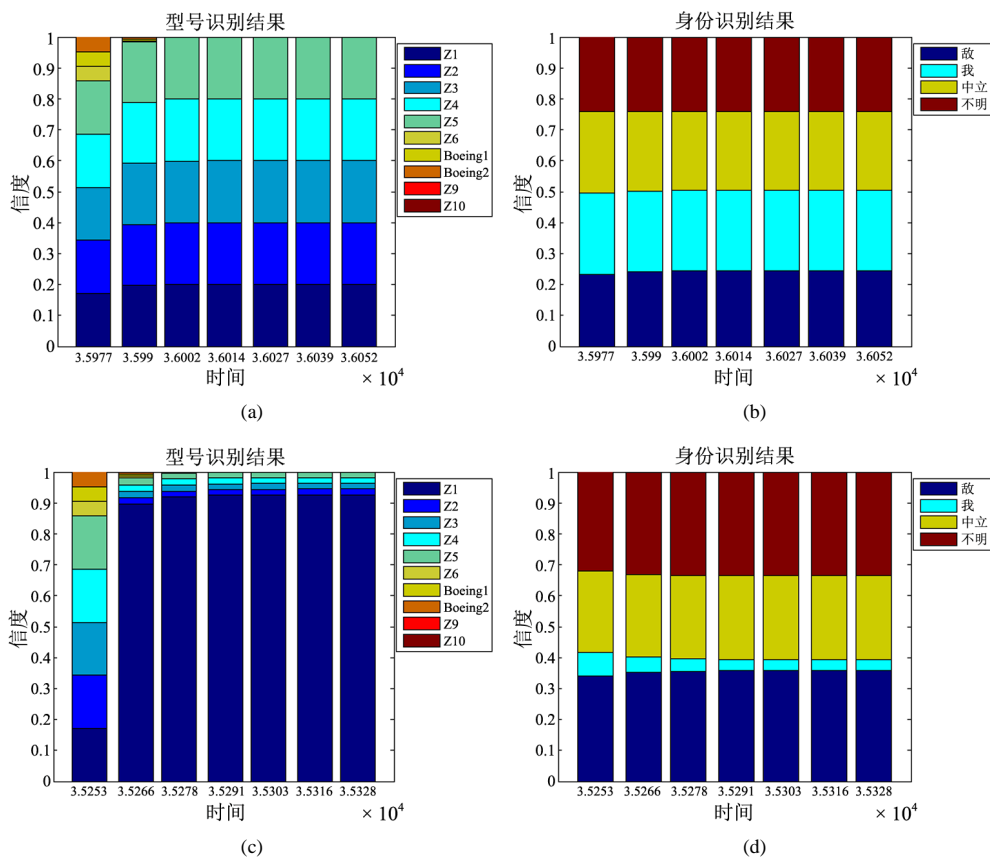
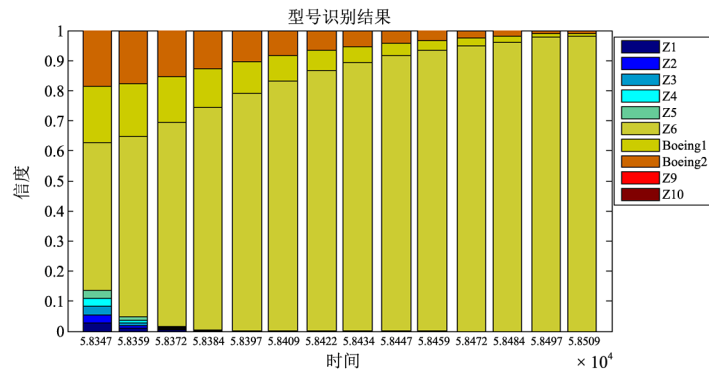
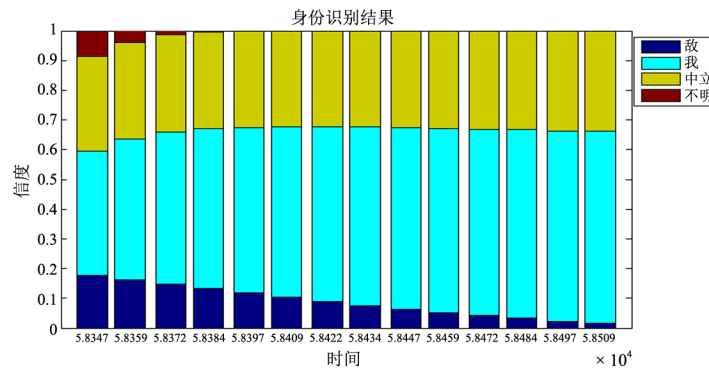


Figure 6. Experimental results of target No. 5
图 6. 编号为 5 的目标识别结果

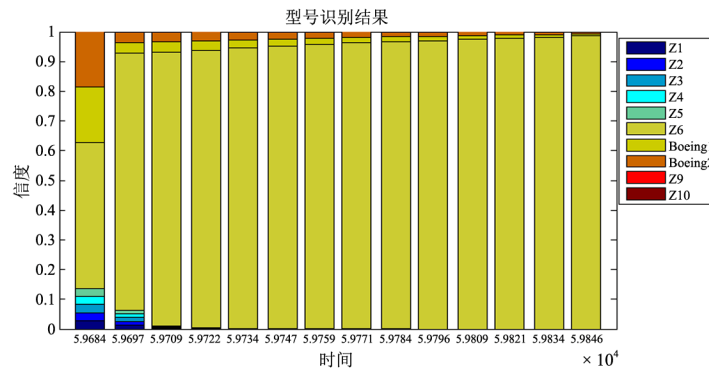
贝叶斯网络目标身份识别仿真研究



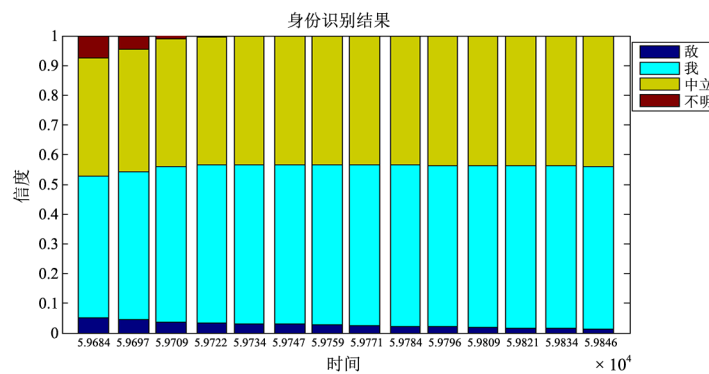
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 7. Experimental results of target No. 7
图 7. 编号为 7 的目标识别结果

结果。图中(a)(b)是辐射源型号信息未知的情况下的结果, (c)(d)为辐射源型号信息可以探测到的情况下的仿真结果。可以看出, 在无法得到辐射源型号的情况下, 仅通过雷达测量到的速度、高度、加速度等特征, 只能得到目标的大致类别是战斗机或运输机等, 而无法判别其敌我身份。对于多机型情况只有通过无源侦察得到的辐射源型号来进一步确定目标型号和敌我属性。例如编号 5 的目标, 雷达数据只能断定其为战斗机, 获得辐射源型号后, 可以确定其型号为 Z1 FW, 从而可以得出属性判断其为敌的可能性较大。对于编号 7 的目标, 通过雷达能初步判断其为运输机, 加入辐射源型号识别后更快得出其为 Z6 FW, 最后结合敌我识别器可判定其为我机。

6. 结束语

基于贝叶斯网络的目标识别方法实现了对战场目标属性的自动实时获取, 与人为判定相比提高了识别速度。由于采用了客观的推理过程, 减少了人为因素的影响, 具有一定的实用价值。但是战场环境复杂多变、敌方反侦察等多种因素的影响使得目标识别具有较大的不确定性。为此, 需要建立一个动态的网络, 使系统具有自适应性和学习能力, 以适应复杂战场环境的动态变化。

参考文献 (References)

- [1] P. Tait, 著, 罗军, 曾浩, 李庶中等, 译. 雷达目标识别导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [2] 孙永强, 张安. 基于混合贝叶斯网络的非协作式敌我识别系统[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(6): 179-182.
- [3] 史志富, 张安. 贝叶斯网络理论及其在军事系统中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [4] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤. 面向数据融合的 DS 方法综述[J]. 电子学报, 2001, 29(3): 393-396.
- [5] 康少单, 王壮, 胡卫东. TBM 模型的目标综合识别算法[J]. 火力与指挥控制, 2005, 30(1): 39-43.
- [6] 曹可劲, 赵宗贵, 江汉. 一种基于证据理论和条件规则的目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(8): 1169-1171.
- [7] 张振良, 张金玲, 殷允强. 模糊集理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2010.
- [8] 徐琰珂, 梁晓庚, 贾晓洪. 利用模糊证据理论的信息融合方法及其应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(3): 107-111.
- [9] 关欣, 何友, 衣晓. 基于灰关联分析的雷达辐射源识别方法研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2601-2603.
- [10] 杨晓燕, 陈军, 吴桂芹. 基于灰色关联度神经网络的雷达型号识别模型[J]. 计算机仿真, 2007, 24(10): 10-13.
- [11] 张葛祥, 金炜东, 胡来招. 基于粗集理论的雷达辐射源信号识别[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(8): 871-875.
- [12] 张国柱, 姜文利, 周一宇. 基于神经网络的辐射源识别系统设计[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(2): 268-272.
- [13] 陈慎刚, 许腾. 基于 BP 神经网络的空中目标识别[J]. 指挥控制与仿真, 2007, 29(3): 30-32.
- [14] 杨福平, 白振兴. BP 神经网络和 D-S 证据理论的目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(10): 88-90.
- [15] 王勃, 潘长鹏, 张媛等. VR-Forces 开发[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.