

文章编号:1001-893X(2012)06-0893-05

基于动态贝叶斯网络的战斗目标综合推理识别^{*}

张伟豪,陈怀新,崔莹,王连亮
(中国西南电子技术研究所,成都 610036)

摘 要:针对空战战场环境下的目标可靠识别,提出了基于动态贝叶斯网络的战斗目标综合推理识别方法。分析了目标属性的多层次及状态变量关系,提出了层次化的战斗识别动态贝叶斯网络拓扑结构及其参数设定方法,并运用时间片联合树算法进行不确定性动态推理,实现动态的目标属性判断与识别。仿真结果给出了目标的多层次属性信息,验证了模型的有效性。
关键词:目标综合识别;动态贝叶斯网络;不确定推理;时间片联合树算法
中图分类号:TN97;TP181;TP391.4 **文献标志码:**A doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2012.06.012

Fusion Inference Identification of Combat Targets Based on Dynamic Bayesian Network

ZHANG Wei-hao , CHEN Huai-xin , CUI Ying , WANG Lian-liang
(Southwest China Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China)

Abstract:To realize reliability identification of targets in air battlefield, integrated inference for combat target identification is proposed based on dynamic Bayesian network(DBN). Combat targets' attribute variable and its states are analysed, a hierarchy DBN is built for combat identification, then the way of obtaining network parameters is discussed. Uncertain dynamic reasoning is made based on Joint Tree algorithm of time slice and decision of targets' attribute is made dynamically. Simulation study gives targets' multi-hierarchy attribute and shows that the proposed method is effective.
Key words:target fusion identification; dynamic Bayesian network; uncertain reasoning; joint tree algorithm of time slice

1 引 言

在现代复杂的空战中,对目标属性的准确辨识和实时识别不仅是战场实时决策打击的重要依据,也是战场态势生成与威胁评估的基础。由于战场电磁环境复杂多变,空中目标不仅有敌方战斗机、预警机、运输机,还有中立方的飞机及各种商用飞机目标,使得敌我属性辨识、类型识别、威胁评估等变得十分困难。再加之现今的情报侦察手段多样,侦收的目标特征信息各异,可用于目标识别的信息具有

多样化和不确定性。因此,利用多源信息融合处理已成为综合识别战斗目标的主要技术途径,即需要利用战场各类传感器、数据链获取的目标情报信息,并充分利用雷达、无源定位、协同识别和非协同识别等技术的优势,形成超强的互补和印证能力,以解决战场目标的发现、识别、跟踪等需求,为战争时期的战场态势感知、指挥控制等提供有力的保障^[1]。
目标综合识别是指利用多源信息与目标多特征的融合处理,对目标进行综合判证、推理识别,是一种不确定性事件的推理,其主要研究方法包括 D-S 证据理论、主观贝叶斯方法、模糊集理论等。而贝叶

斯网络(Bayesian Network)以图形模式来表示变量之间的依赖关系,更加清晰地描述了各个变量的概率及属性联系。动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Networks, DBN)是近年来国内外发展起来的一种对动态系统进行建模和推理的工具^[2-4]。DBN 可以利用多个时刻的观测值对系统各个时刻或某一时刻的状态进行估计,具有强大的滤波平滑预测功能。在目标综合识别领域,DBN 可以利用目标的多种特征信息互补和修正,滤除传感器的误差,实现对目标属性的多层次鲁棒识别。因此,本文提出利用动态贝叶斯网络对空战目标进行综合推理识别。

2 动态贝叶斯网络

2.1 网络结构

贝叶斯网络是一种有向无环图,是相对静止的图形模式,有向弧反映了节点之间的依赖关系,并以条件概率定量刻画这种依赖关系。但贝叶斯网络没有考虑时间因素对变量的影响,沿时间轴变化的贝叶斯网络即构成动态贝叶斯网络^[2]。它由两个网络构成:一个是初始化网络 B_0 ,表示网络的初始状态,定义了变量的初始状态概率分布 $p(x[0])$;另一个是转移网络 $B_{\rightarrow}$,刻画了网络中相邻时间片之间的前后依赖关系,定义了时刻 t 和 $t+1$ 之间的状态转移概率 $p(x[t+1]|x[t])$ 。动态贝叶斯网络不仅能够描述变量之间的因果关系,而且还能够对变量在时间序列上状态的演化过程进行描述,即它能够对动态事件进行建模与分析。一个简单的动态贝叶斯网络结构如图 1 所示。

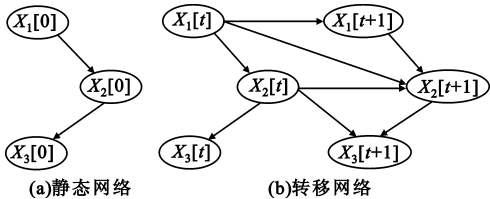


图 1 动态贝叶斯网络结构示意图
Fig.1 Example frame of dynamic Bayesian network

2.2 网络的概率推理

贝叶斯网络推理的基本理论依据是英国数学家 Bayes 提出的贝叶斯公式:

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x)p(x)}{\sum_x p(y|x)p(x)} \quad (1)$$

作为静态贝叶斯网络在时序空间的延伸,动态贝叶斯网络推理的本质与静态网络是一致的。一个具有 n 个隐藏节点($X_1, X_2, \dots, X_n$)和 m 个观测节点($Y_1, Y_2, \dots, Y_m$)的静态贝叶斯网络,应用贝叶斯网络的条件独立特性,推理的本质是计算

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n | y_1, y_2, \dots, y_m) = \frac{\prod_j p(y_j | pa(Y_j)) \prod_i p(x_i | pa(X_i))}{\sum_{x_1, x_2, \dots, x_n} \prod_j p(y_j | pa(Y_j)) \prod_i p(x_i | pa(X_i))} \quad (2)$$

$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$

式中, x_i 表示节点 X_i 的一个取值状态, $pa(Y_j)$ 表示节点的父节点集合。

随着时间的推移,静态网络可以转换成有 T 个时间片的动态贝叶斯网络,对于有多个观测变量组合状态的动态贝叶斯网络,应用概率原理,推理表达式为

$$p(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{T1}, x_{T2}, \dots, x_{Tn} | y_{11o}, y_{12o}, \dots, y_{1mo}, \dots, y_{T1o}, y_{T2o}, \dots, y_{Tmo}) = \sum_{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{Tm}} \frac{\prod_{k,j} p(y_{kj} | pa(Y_{kj})) \prod_{k,i} p(x_{ki} | pa(X_{ki}))}{\sum_{x_{11}, x_{21}, \dots, x_{T1}, \dots, x_{Tn}} \prod_{k,j} p(y_{kj} | pa(Y_{kj})) \prod_{k,i} p(x_{ki} | pa(X_{ki}))} \times \prod_{kj} p(Y_{kjo} = y_{kj}) \quad (4)$$

$k = 1, \dots, T \quad i = 1, \dots, n \quad j = 1, \dots, m$

式中, Y_{kjo} 表示第 k 个时间片内第 j 个观测节点的观测状态,第 3 个下标 o 表示状态数; $p(Y_{kjo} = y_{kj})$ 表示 y_{kj} 处于对应状态的概率。

3 动态贝叶斯网络模型及目标战斗识别推理算法

现代空战中对战斗目标的综合识别,可利用的

典型情报资源有雷达、ESM、红外、敌我识别器等机载传感器探测信息,还有数据链等外部信息。目标的单一识别结果可能是目标种类、类型、型号、辐射源类型、国家地区、敌我属性等不同层次^[5],因此,战斗目标综合识别是一个多层次决策问题。本文构建的动态贝叶斯网络即是一种可以表达识别信度传播的层次化网络结构。

从实际应用领域问题到一个动态贝叶斯网络的演化,一般包含以下几个步骤:第一,网络变量抽取及状态定义,即从领域问题中抽象化反映问题本质的随机变量,并确定随机变量的取值;第二,确定网络变量的因果依赖关系,形成有向无环的网络静态结构图;第三,确定随时间转移的网络变量;第四,参数学习,即确定网络节点的条件概率及转移节点的转移概率。

3.1 层次化综合识别的动态贝叶斯网络结构设计

在想定空战场景中,以我方战斗机对敌方飞机的综合推理识别的用例,给出战斗目标综合推理识别的贝叶斯网络结构设计方法。情报信息源包括本机机载传感器雷达、ESM、IFF,机外两条数据链。在该识别系统中,本机传感器可抽取的网络变量有雷达目标类型(TClass)、ESM 辐射源类型(ES)、IFF 敌我响应(ResIFF);两条数据链抽取的网络变量包括目标型号(DL_Ty1、DL_Ty2)、目标敌我属性(DL_A1、DL_A2)。根据先验知识及战场环境,可以确定网络变量的状态取值。表 1 给出了战斗目标综合识别的信息源、变量抽取及状态定义。

Table 1 Information source variable extracting and state defining			
信息源	抽取变量	变量状态	备注
机载雷达	目标类型 TClass	C1、C2、C3	3 种不同的机型
机载ESM	辐射源类型 EType	ES1、ES2、ES3、 ES4、ES5	5 种不同的辐射源
机载IFF	敌我响应 ResIFF	An、NoAn	An - 应答 NoAn - 未应答
数据链 1	目标型号 DL_Ty1	T1、T2、T3、T4、T5	敌、我(友)、中
	敌我属性 DL_A1	AT1、AT2、AT3	
数据链 2	目标型号 DL_Ty2	T1、T2、T3、T4、T5	
	敌我属性 DL_A2	AT1、AT2、AT3	

表 1 的网络节点变量定义为网络的观测节点(输入节点),战斗目标综合推理识别的多层次识别结果定义为隐藏节点,包括:国家地区 Na,状态定义为 N1、N2、N3 3 个不同的国家地区;敌我属性 A,状态定义为 AT1、AT2、AT3;平台型号 Ty,状态定义为 T1、T2、T3、T4、T5。

借鉴战争领域丰富的模型知识及专家知识,分析网络变量之间的因果依赖关系,可以建立战斗识

别的贝叶斯静态网络模型。对相邻时间片间的相关变量建立因果关系,形成反映变量间概率依存关系的转移网络。图 2 给出了战斗目标识别的动态贝叶斯网络结构图。

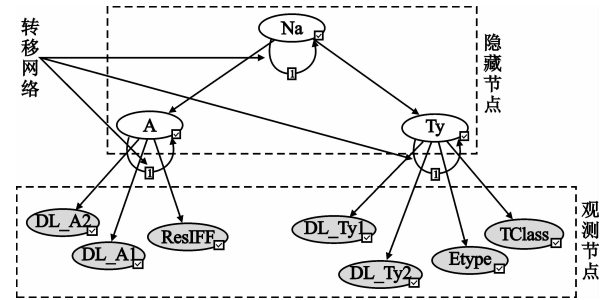


图 2 战斗目标识别的动态贝叶斯网络
Fig.2 DBN for combat target identification

3.2 动态贝叶斯网络参数的概率建模

在动态贝叶斯网络拓扑结构建立以后,进行网络推理还需要输入网络参数。网络参数一般可分为两类:一类是静态参数,即网络节点变量的条件概率和转移概率;另一类是动态参数,即网络输入的实时观测证据。动态参数是网络推理的驱动力,其获取方式是各种情报侦察手段,是动态变化的。下面讨论静态参数的概率建模。

对于综合识别的层次化输出节点(国家地区、敌我属性、平台型号),可以通过这些变量之间的先验确定/不确定配属关系、武器平台配置情况(通过情报侦察手段获取)进行建模;而对于其他节点,则可以基于情报信息源的品质因数(可靠性因子)进行建模。

一般情况下,依据先验知识及战场交战指挥控制,可以确定战斗目标“国家地区-敌我属性-平台型号”的确定性配属层次关系,以及战斗目标“国家地区-平台”的武器平台可能配置情况,假设如表 2 所示。根据配属及配置表,采用统计方法,可以确定节点 Na 的先验概率、A 和 Ty 的条件概率。

Table 2 Relationship of nationality - alliance - platform			
国家地区 Na	敌我属性 A	平台型号 Ty	战场配置
N1	AT1(敌)	T1	75
		T3	85
		T4	60
N2	AT2(友)	T1	45
		T2	50
N3	AT3(中)	T2	25
		T5	50

辐射源类型 EType 和平台型号 Ty 之间是确定的配属关系,即平台与辐射源一一对应,本文采用基于品质因数的方法确定条件概率。下面以辐射源类型节点 EType 为例,介绍基于信息源可靠性因子的节点变量条件概率设置方法。设 ESM 的识别可靠性因子为 γ ,则有

$$p(EType = ESj | Ty = Ti) = \begin{cases} \gamma, & i = j \\ \epsilon_i, & i \neq j \end{cases} \quad (5)$$

概率值满足 $\gamma + \sum \epsilon_i = 1$, i 和 j 取值不大于两个节点状态取值的总数。

转移网络转移概率表的设置可参考文献[2,6]。需要指出的是,前面介绍的网络参数设置方法难免具有一定的主观性,这可以通过贝叶斯网络的参数学习功能利用观测的样本数据修正概率值。

3.3 综合识别的时间片联合树推理算法

给定一个观测时间序列,可以通过展开(Un-rolling)技术将动态贝叶斯网络转换成全贝叶斯网络表示,然后使用静态网络的推理算法^[7](如变量消元、联合树、多树传播等)进行推理。但是,如果观测序列很长,展开的网络就需要庞大的存储空间,这势必导致推理复杂度变高、存储空间浪费、推理时间变长、时效性降低。因此,本文采用了一种 1.5 时间片联合树(Joint Tree)推理算法^[8]进行战斗目标综合识别的推理,该算法具有推理复杂度小的优点。

1.5 时间片联合树推理算法的基本过程如下:

- (1)根据战斗目标识别的 DBN 模型,构建 1.5 时间片联合树;
- (2)加入先验信息,初始化联合树;
- (3)信息向前传播,即合并先验概率分布,使当前时刻的联合树通过上一时刻联合树的证据传播获取新的证据;
- (4)信息的后向传播,即合并后验概率分布,使当前时刻的联合树从下一时刻的联合树中吸收证据,并实现对当前时刻联合树的概率分布进行更新;
- (5)不断重复第 3 和第 4 步操作直到时间片结束。

4 仿真与分析

对想定的空战场景,仿真分析基于动态贝叶斯网络的战斗目标综合推理识别结果。网络结构如图 2 所示,网络参数按照上一节的方法确定,其中假设机载雷达、ESM、敌我识别器可靠性因子分别为 0.75、0.8、0.85,两条数据链传输信息的可靠性因子

分别为 0.8、0.83。

假设我方三机编队迎敌,敌方目标运动方向由远及近。在这个过程中,第 1 阶段机载 ESM 侦察到某飞机目标,同时收到编队武器协同数据链的信息;第 2 阶段机载敌我识别器开始询问,收到无效应答,数据链传输信息;第 3 阶段机载雷达开机,探测到飞机目标,敌我识别器继续询问,数据链传输信息。每个阶段识别系统利用多源的信息综合推理识别目标的属性,最终锁定为敌方目标。表 3 给出了不同时刻每个观测节点的软证据,其中,节点 EType、DL_Ty1 和 DL_Ty2 只假设了目标属于敌方的软证据,未列出的状态取值为 0;机载传感器雷达和 IFF 只在一定的距离上识别并输出报告。

表 3 不同时刻观测节点证据
Table 3 Measured information at different moment

时间	TCClass (C1, C2, C3)	EType (ES1, ES3, ES4)	ResIFF (An, NoAn)
时刻 1	未观测到	(0.5,0.2,0.3)	未观测到
时刻 2	未观测到	(0.55,0.2,0.25)	未观测到
时刻 3	未观测到	(0.65,0.2,0.15)	(0.2,0.8)
时刻 4	为观测到	(0.6,0.2,0.2)	(0.15,0.85)
时刻 5	(0.75,0.2,0.05)	(0.65,0.15,0.2)	(0.1,0.9)
时刻 6	(0.85,0.15,0)	(0.6,0.2,0.2)	(0.05,0.95)

表 3 不同时刻观测节点证据(续)
Table 3 measured information at different moment

时间	DL_A1 (AT1, AT2, AT3)	DL_Ty1 (T1, T3, T4)	DL_A2 (AT1, AT2, AT3)	DL_Ty2 (T1, T3, T4)
时刻 1	(0.75,0.1,0.15)	(0.65,0.15,0.2)	(0.7,0.1,0.2)	(0.5,0.3,0.2)
时刻 2	(0.7,0.1,0.2)	(0.5,0.3,0.2)	(0.7,0.1,0.2)	(0.6,0.1,0.3)
时刻 3	(0.7,0,0.3)	(0.55,0.2,0.25)	(0.7,0,0.3)	(0.55,0.2,0.25)
时刻 4	(0.8,0,0.2)	(0.7,0,0.3)	(0.8,0,0.2)	(0.7,0.1,0.2)
时刻 5	(0.85,0,0.15)	(0.65,0.1,0.25)	(0.85,0,0.15)	(0.65,0.1,0.25)
时刻 6	(0.9,0,0.1)	(0.6,0.25,0.15)	(0.85,0.05,0.1)	(0.6,0.15,0.25)

仿真结果如图 3 所示,给出了推理目标国家地区、敌我属性及平台型号的概率随时间变化的过程。仿真结果说明:在各个时刻观测的目标属性特征有时不是很明显,但是随着信息的不断获取,经过动态贝叶斯网络推理后,使得目标的属性更明确;基于先验知识,综合推理网络还给出了目标的国籍属性,这也体现了动态贝叶斯网络层次化信度传播的特点。

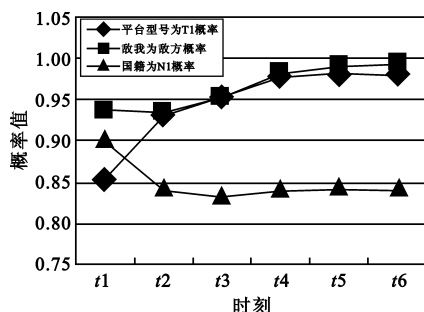


图 3 各个时刻目标属性识别结果

Fig.3 Target identification results of different moment

5 结束语

基于概率原理的动态贝叶斯网络基本理论,本文构建了战斗目标综合推理识别的层次化网络模型,能够较好的表达多源传感器信息之间的因果关系。本文给出了网络参数的确定方法,提出了战场多源情报信息融合的动态贝叶斯网络属性推理识别方法。该方法可以累积历史的观测信息和当前观测数据进行多层次化的联合推理,给出更准确、更可靠、多层次的目标战斗识别结果。仿真实验验证了本文提出的多层次化属性推理识别有效性、目标综合识别的准确性及层次性。本文研究有助于现代空战中对敌攻击与作战策略制定,减少战斗误伤,使任务的效用最大化等。但是,贝叶斯网络拓扑结构中变量的参数设置对先验知识依赖性较大,以及联合树算法中信度的传播过程一直是一个 NP 难题,这也是课题下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 南建设. 目标综合识别系统研究[J]. 电讯技术, 2007, 47(5): 74-77.
NAN Jian-she. Study on an Integrated Target Identification System[J]. Telecommunication Engineering, 2007, 47(5): 74-77. (in Chinese)
- [2] Murphy K P. Dynamic Bayesian networks: Representation, inference and learning [D]. Berkeley, CA, USA: UC Berkeley, 2002.
- [3] Doucet A, de Freitas N, Murphy K. Rao-blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks [C]// Proceedings of the Sixteenth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco, CA: IEEE, 2000: 176-183.
- [4] 史建国, 高晓光. 动态贝叶斯网络及其在自主智能作战中的应用[M]. 北京: 兵器工业出版社, 2008.

- SHI Jian-guo, GAO Xiao-guang. Dynamic Bayesian Network and its Application in Automatic Intelligent Combat [M]. Beijing: Weapon Industry Press, 2008. (in Chinese)
- [5] Schuck T, Hunter B, Daniel D. Multi-Hypothesis Structures and Taxonomies for Combat Identification Fusion [C]// Proceedings of IEEE Aerospace Conference. Copenhagen, Denmark: Lockheed Martin Maritime and Systems and Sensors, 2004: 1-17.
- [6] TANG Zheng, GAO Xiao-guang, ZHANG Ying. Overview of research on assessment model of radiant threat rank based on dynamic Bayesian network [C]// Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Jinan: IEEE, 2007: 1067-1071.
- [7] 厉海涛, 金光, 周经伦, 等. 贝叶斯网络推理算法综述 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5): 935-939.
LI Hai-tao, JIN Guang, ZHOU Jing-lun, et, al. Survey of Bayesian network inference algorithms [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(5): 935-939. (in Chinese)
- [8] 胡大伟. 动态贝叶斯网络的近似推理算法研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2009.
HU Da-wei. The Research on Approximate Inference Algorithm for Dynamic Bayesian Networks [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2009. (in Chinese)

作者简介:

张伟豪(1984—),男,四川南充人,2011年获博士学位,现为工程师,主要从事目标特征分析与提取以及目标综合识别相关研究工作;

ZHANG Wei-hao was born in Nanchong, Sichuan Province, in 1984. He received the Ph.D. degree in 2011. He is now an engineer. His research concerns targets feature analysis and extracting and fusion identification of targets.

Email: whzqy99@163.com

陈怀新(1963—),男,重庆人,博士,研究员、博士生导师,主要从事数据融合、模式识别、数字图像处理的研究;

CHEN Huai-xin was born in Chongqing, in 1963. He is now a senior engineer of professor with the Ph.D. degree and also the Ph.D. supervisor. His research concerns data fusion, pattern recognition and digital image processing.

崔莹(1985—),女,黑龙江齐齐哈尔人,硕士,助理工程师,主要从事数据挖掘以及目标综合识别相关研究工作;

CUI Ying was born in Qiqihar, Heilongjiang Province, in 1985. She is now an assistant engineer with the M.S. degree. Her research concerns data mining and extracting and fusion identification of targets.

王连亮(1979—),男,山东聊城人,硕士,工程师,主要研究方向为信息融合处理。

WANG Lian-liang was born in Liaocheng, Shandong Province, in 1979. He is now an engineer with the M.S. degree. His research direction is information fusion processing.