

复杂环境下基于动态贝叶斯网络的目标识别

夏命辉¹, 王小平^{1,2}, 林秦颖¹, 狄方旭¹, 王 哲¹

(1.空军工程大学航空航天工程学院,西安,710038;2.光电控制技术重点实验室,河南洛阳,471009)

摘要 为了提升高动态复杂电磁环境下空战过程中对目标的识别能力,针对 SBN 网络模型无法满足战场的动态性要求以及对目标的经常性误识别问题,设计了一种基于变结构动态贝叶斯网络的目标类型识别模型。该模型是由静态贝叶斯网络模型演变而来,具有良好的动态表达性和滤波功能,弥补了 SBN 的不足,并且对空战过程中目标特征信息丢失的问题有良好的容错能力。仿真结果表明,基于动态贝叶斯网络的目标识别的识别效果,优于基于参数学习贝叶斯网络的目标识别。使用该模型后目标识别的准确性提高了 5%,有效地解决目标类型识别过程中数据缺失和信息不足的问题。

关键词 信息缺失;动态贝叶斯网络;目标识别

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.04.005

中图分类号 V271.4;TP212 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)04-0024-05

Target Recognition Based on Dynamic Bayesian Networks under High Dynamic and Complex Conditions of Environment

XIA Minghui¹, WANG Xiaoping^{1,2}, LIN Qinying¹, DI Fangxu¹, WANG Zhe¹

(1.Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2.National Key Laboratory of Photoelectric Control Technology, Luoyang 471009, Henan, China)

Abstract: Aimed at the problem that the SBN network model fails to meet the requirements of the dynamic performance and regularly and accidentally mistake target recognition, a new target recognition model is designed based on variable structure dynamic Bayesian network to improve the capability of target recognition under high dynamic and complex electromagnetic conditions of environment. This modified model is developed by Static Bayesian Network model, has a good dynamic expression and filtering function, makes up for the lack of SBN, and has a good fault tolerance capability. The simulation results show that the effect of target recognition based on dynamic Bayesian networks is better than that of target fused recognition based on parameter learning Bayesian. The accuracy of target identification and the stability of the algorithm are significantly improved. By so doing, the model effectively solves the problem of missing data and information in the process of target identification.

Key words: Information missing; dynamic Bayesian network; target recognition

收稿日期:2015-10-09

基金项目:航空科学基金(20145196023)

作者简介:夏命辉(1991—),男,江西赣州人,硕士生,主要从事飞行器控制理论及应用研究.E-mail:934871581@qq.com

引用格式:夏命辉,王小平,林秦颖,等.复杂环境下基于动态贝叶斯网络的目标识别[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(4):24-28. XIA Minghui, WANG Xiaoping, LIN Qinying, et al. Target Recognition Based on Dynamic Bayesian Networks under High Dynamic and Complex Conditions of Environment[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(4): 24-28.

目标类型识别是有效了解战场态势、预测敌方意图、完成自主决策的重要基础。随着武器装备的不断更新换代和战场环境日趋错综复杂,目标信息的获取变的越来越复杂,受到外界干扰时容易收到缺失的、错误的信息,从而使得目标类型识别变得困难。文献[1~2]分别针对贝叶斯网络及模糊贝叶斯网络的多传感器目标识别算法进行了研究,但都没有考虑空中目标信息丢失的问题。

本文针对在强干扰、高动态的空战环境下目标特征信息容易丢失的问题,在静态贝叶斯网络的基础上,对目标类型识别相关问题进行了研究,提出了基于变结构动态贝叶斯网络的空战目标类型识别方法,建立了目标类型识别模型。

1 空战目标分类与目标特征分析

根据空中目标执行的作战任务不同,把目标分为 3 类进行重点分析^[3]:A 类:预警机、电子战飞机和运输机,不直接进入战斗;B 类:歼击机、轰炸机、直升机,歼击机是空战的主体,直接参与空战对抗,是最主要的空战武器平台;轰炸机一般不直接进行空战对抗,多是在有掩护条件下执行作战任务;直升

机,多是执行近距离作战任务;C 类:导弹用于直接攻击目标,威胁严重。为了简化分析,本文中主要针对歼击机、预警机、轰炸机、电子战飞机 4 类目标的属性特征进行分析。表 1 为常用于目标类型判断的 8 个属性特征的状态集。

表 1 变量的状态集

Tab.1 Variables State sets				
	元素 1	元素 2	元素 3	元素 4
高度	High	Low		
速度	High	Low		
雷达波束方向	Air to Air	Omni	Air to ground	
雷达频率段	Agility	Fixedness		
RCS	Big	Middle	Small	
雷达回波特性	Bomber	Fighter	Jamming	AWACS
发动机数	Single	Double		
空战行为	Attack	Avoid		

2 基于贝叶斯网络的识别推理模型

将静态贝叶斯网络在时间轴上进行延伸得到一个具有 N 个时间片的动态贝叶斯网络^[4-5],则其推理过程可表示为式(1)^[6-7]:

$$p(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, \dots, x_{N1}, x_{N2}, \dots, x_{Nn} | y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1m}, \dots, y_{N1}, y_{N2}, \dots, y_{Nm}) = \frac{\prod_{i,j} p(y_{ij} | Pa(Y_{ij})) \prod_{i,k} p(x_{ik} | Pa(X_{ik}))}{\sum_{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{N1}, \dots, x_{Nn}} \prod_{i,j} p(y_{ij} | Pa(Y_{ij})) \prod_{i,k} p(x_{ik} | Pa(X_{ik}))} \quad (1)$$

2.1 变结构动态贝叶斯网络

定义一个具有 N 个时间片的变结构贝叶斯网络(B^0, B^1, \dots, B^N)。 B^0 是第一个时间片段的贝叶斯网络,它的概率分布为 $P(Z_0)$ 。 B^N 是第 N 个和第 $N-1$ 个时间片段组成的贝叶斯网络,定义了 2 个相邻时间片各变量之间的条件分布:

$$P(Z^t | Z^{t-1}) = \prod_{i=1}^{n_t} P(Z_i^t | Pa(Z_i^t)) \quad (2)$$

式中: n_t, Z_i^t 分别为第 t 个时间片的节点数目^[8] 和第 i 个节点; $Pa(Z_i^t)$ 是 Z_i^t 的父节点。

2.2 模型建立及推理过程

由于空战环境和空战过程的复杂性,在进行目标类型判断时,各传感器设备可能会出现观测数据丢失或不完整的问题。在动态贝叶斯网络模型中体现为某些时间片上的观测数据丢失,导致网络结构发生变化。本文在动态贝叶斯网络的基础上,建立了相应的变结构动态贝叶斯网络模型,见图 1。

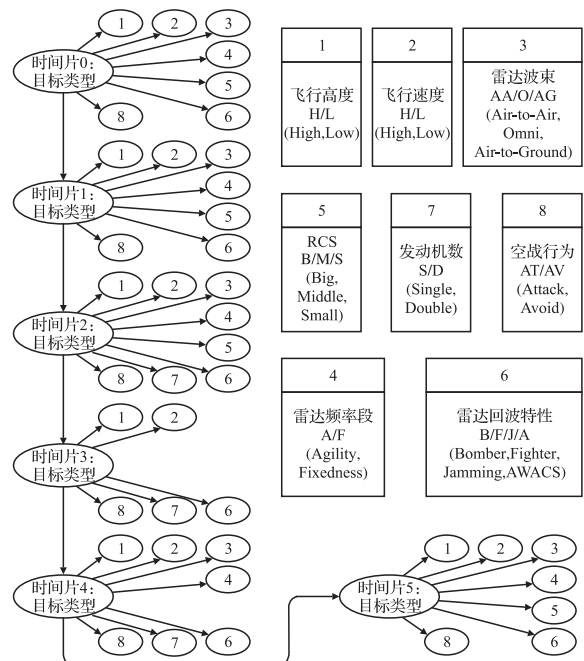


图 1 变结构动态贝叶斯网络模型

Fig.1 Variable structure dynamic Bayesian network model

变结构动态贝叶斯网络是由动态贝叶斯网络演变得到的,其推理原理与之相同。

在变结构 DBN 推理过程中,假设 $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m_i$, 其中 N 表示时间片数, m_i 表示第 i 个时间片观测节点个数;假设 y_{ij} 表示观测节点 Y_{ij} 在时间片 i 的取值, x_i 表示隐藏节点 X 在时间片 i 的取值(这里假设该网络模型中只有个隐藏

节点)。当每个可观测节点的证据值都是单一状态时,可以得变结构 DBN 的推理模型,见式(3)^[9];

当观测节点的证据值是多状态分布,即观测变量可能有多种取值时,式(3)可以修正为式(4)^[10], 式中: Y_{ij0} 为相应时间片观测节点 Y_{ij} 的取值状态; $p(Y_{ij} = y_{ij})$ 为 Y_{ij} 处于状态 y_{ij} 的概率。

$$p(X_1 = x_1, \dots, X_N = x_N | Y_{11} = y_{11}, \dots, Y_{1m_1} = y_{1m_1}, \dots, Y_{N1} = y_{N1}, \dots, Y_{Nm_i} = y_{Nm_i}) = \frac{\prod_{i,j} p(Y_{ij} = y_{ij} | Pa(Y_{ij} = y_{ij})) \prod_i p(X_i = x_i | Pa(X_i = x_i))}{\sum_{x_1, x_2, \dots, x_N} \prod_{i,j} p(Y_{ij} = y_{ij} | Pa(Y_{ij} = y_{ij})) \prod_i p(X_i = x_i | Pa(X_i = x_i))} \tag{3}$$

$$p(X_1 = x_1, \dots, X_N = x_N | Y_{110} = y_{110}, \dots, Y_{1m_{i0}} = y_{1m_{i0}}, \dots, Y_{N10} = y_{N10}, \dots, Y_{Nm_{i0}} = y_{Nm_{i0}}) = \sum_{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{Nm_i}} \left[\prod_{ij} p(Y_{ij} = y_{ij}) \cdot p(X_1 = x_1, \dots, X_N = x_N | Y_{11} = y_{11}, \dots, Y_{1m_i} = y_{1m_i}, \dots, Y_{N1} = y_{N1}, \dots, Y_{Nm_i} = y_{Nm_i}) \right] \tag{4}$$

3 基于动态贝叶斯网络的目标类型识别

之间的定量关系描述,是衡量父节点和子节点影响程度大小的参数指标,是进行概率计算和贝叶斯网络推理的前提。条件概率设置见表 2。

3.1 条件概率设定

在贝叶斯网络中,条件概率是父节点和子节点

表 2 目标类型条件概率表

Tab.2 Target type conditional probability tables

目标类型	高度 (H,L)	速度 (H,L)	雷达波束 (AA,O,AG)	雷达频段 (A,F)
Fighter	(0.7,0.3)	(0.8,0.2)	(0.9,0.05,0.05)	(0.1,0.9)
Bomber	(0.3,0.7)	(0.3,0.7)	(0.1,0.1,0.8)	(0.1,0.9)
Jamming	(0.5,0.5)	(0.3,0.7)	(0.15,0.7,0.15)	(0.8,0.2)
AWACS	(0.4,0.6)	(0.3,0.7)	(0.1,0.8,0.1)	(0.9,0.1)
目标类型	RCS (B,M,S)	发动机数 (S,D)	辐射特性 (F,B,J,A)	交战行为 (AT,AV)
Fighter	(0,0.6,0.4)	(0.5,0.5)	(0.8,0.1,0.05,0.05)	(0.7,0.3)
Bomber	(0.65,0.3,0.05)	(0.2,0.8)	(0.1,0.8,0.05,0.05)	(0.2,0.8)
Jamming	(0.3,0.55,0.15)	(0.2,0.8)	(0.05,0.05,0.7,0.2)	(0.2,0.8)
AWACS	(0.8,0.1,0.1)	(0.0,1.0)	(0.05,0.05,0.2,0.7)	(0.05,0.95)

3.2 先验概率设定

先验概率(Prior Probability)设定主要是依据相关专家经验知识对网络模型中隐藏节点(在本文中指目标类型节点)的初始状态值进行设定。该概率值也可以根据具体的空战环境进行修改。本文中,依据前期研究经验给出先验概率分布为: $P(L_0 = F, B, J, A) = 0.4, 0.4, 0.15, 0.05$ 。

3.3 仿真实验及结果分析

仿真对象为某型歼击机,在仿真实验中,设初始高度为 6 000 m,速度为 250 m/s,共采集了 6 个时间片的观测信息,这 6 个时间片分别记为 Time0(初始时刻),Time1~ Time5,通过对观测信息进行模糊化处理,得到各个时间片各观测变量取值见表 3。表中,“—”表示目标量测信息丢失。

表 3 不同时刻变量的观测值

Tab.3 The observation value of the different time

	Time0	Time1	Time2	Time3	Time4	Time5
高度	H:0.648	H:0.644	H:0.669	H:0.678	H:0.687	H:0.688
	L:0.352	L:0.356	L:0.331	L:0.322	L:0.313	L:0.312
速度	H:0.755	H:0.759	H:0.760	H:0.766	H:0.797	H:0.818
	L:0.245	L:0.241	L:0.240	L:0.234	L:0.203	L:0.182
雷达波束	AA:0.695 0	AA:0.7270	AA:0.727 0		AA:0.810 0	AA:0.814 0
	O:0.170 0	O:0.097 4	O:0.097 4	—	O:0.094 0	O:0.089 2
	AG:0.136	AG:0.176	AG:0.176		AG:0.095 8	AG:0.096 4
雷达频段	A:0.233	A:0.151	A:0.136	—	A:0.152	A:0.146
	F:0.767	F:0.849	F:0.864		F:0.848	F:0.854
RCS	B:0.000				B:0.000	B:0.000
	M:0.324	—	—	—	M:0.295	M:0.295
	S:0.676				S:0.705	S:0.705
发动机数	—	—	S:0.879	S:0.880	—	S:0.887
			D:0.121	D:0.120		D:0.113
辐射特性	F:0.622 0	F:0.717 0	F:0.636 0	F:0.636 0	F:0.809 0	F:0.854 0
	B:0.141 0	B:0.159 0	B:0.172 0	B:0.172 0	B:0.103 0	B:0.080 9
	J:0.145 0	J:0.060 0	J:0.093 7	J:0.093 7	J:0.069 7	J:0.045 1
	A:0.091 6	A:0.064 4	A:0.099 0	A:0.099 0	A:0.018 0	A:0.019 5
交战行为	AT:0.574	AT:0.677	AT:0.685	AT:0.685	AT:0.835	AT:0.838
	AV:0.426	AV:0.323	AV:0.315	AV:0.315	AV:0.165	AV:0.162

本文采用 Netica 软件进行仿真分析。数据经 处理得表 4。

表 4 仿真结果

Tab.4 Simulation results

	Time0	Time1	Time2	Time3	Time4	Time5
识别概率	F:0.758 0	F:0.805 0	F:0.873 0	F:0.886 0	F:0.908 0	F:0.913 0
	B:0.070 9	B:0.139 0	B:0.090 3	B:0.060 9	B:0.033 4	B:0.035 0
	J:0.139 0	J:0.031 1	J:0.030 4	J:0.045 5	J:0.050 5	J:0.046 6
	A:0.031 9	A:0.024 6	A:0.006 0	A:0.007 1	A:0.008 1	A:0.005 0

本文采用基于参数学习的对敌空中目标融合识别方法^[11],把 Time5 时刻的敌机高度、速度、航迹特征、发现距离(假设航迹特征为平飞,发现距离为远距)输入到模型中,得到表 5。

表 5 仿真结果

Tab.5 Simulation results

识别结果	运输机	歼击机	巡航导弹	直升机
识别概率	0.091	0.864	0.003	0.042

从仿真结果可以看出:

1)在初始时刻(Time0),所构建的变结构动态贝叶斯网络正确识别出目标类型的概率为 75.8%,这主要是因为:①初始时刻获取的目标特征信息较少,没有目标的发动机特征信息;②一些特征信息并不明显,例如目标的交战行为模糊,无法断定是进攻还是躲避。

2)随着时间的推进,目标类型识别准确性不断

提高,尤其是在 Time5 时刻,正确识别出目标类型的概率达到 91.3%。这主要是因为:①对于变结构动态贝叶斯网络来说,后一时刻的目标识别是在前一时刻基础上进行的,因此虽然在有些时间片上观测节点缺失,目标类型识别还是逐渐准确,如 Time2 到 Time3 时刻,可能是由于目标关闭了雷达等原因,缺失了目标雷达波束和雷达频率段等特征信息,但是类型识别准确性还是由 87.3%提高到 88.6%。②随着时间的推进,目标的攻击行为越来越明显,这也更加符合歼击机的特征,有助于识别目标类型。

3)对比表 4、表 5,可以看出,基于变结构动态贝叶斯网络对目标的最终识别概率为 91.3%,基于参数学习贝叶斯网络对目标正确识别的概率为 86.4%。从识别结果来说,变结构动态贝叶斯网络对目标识别的效果优于基于参数学习贝叶斯网络方法。

4 结语

本文基于变结构动态贝叶斯网络,研究了复杂多变的战场环境下,空战目标类型识别问题,建立了变结构动态贝叶斯网络模型,仿真结果表明,变结构动态贝叶斯网络可以关联不同时刻的目标特征数据,滤除了依靠单个时刻特征信息进行目标识别的波动性,并且可以有效解决目标类型识别过程中数据缺失、信息不足的问题,增加了类型识别的准确性和稳定性。

参考文献(References):

- [1] 柴慧敏.态势估计中的关键技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2009.
CHAI Huimin. Research on Key Technology in Situation Assessment[D]. Xi'an: Xidian University, 2009. (in Chinese)
- [2] 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.
SHI Zhifu, ZHANG An. Bayesian Network Theory and Its Application in Military System[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012. (in Chinese)
- [3] 狄方旭,王小平,林秦颖,等.雷达与红外数据融合的近距离空中目标识别[J].电光与控制,2014,21(9):54-57.
DI Fangxu, WANG Xiaoping, LIN Qinying et al. Close Aerial Target Recognition Based on Data Fusion of Radar and Infrared Sensor[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(9): 54-57. (in Chinese)
- [4] 史建国,高晓光.离散动态贝叶斯网络的直接推理算法[J].系统工程与电子技术,2005,27(9):1626-1630.
SHI Jianguo, GAO Xiaoguang. Direct Calculation Inference Algorithm for Discrete Dynamic Bayesian Network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(9): 1626-1630. (in Chinese)
- [5] MURPHY KP. Dynamic Bayesian Network: Representation, Inference and Learning[M]. Berkeley: Computer Science, University of California, Berkeley, 2002.
- [6] DAS S, GOSALVES, GREY P R. Situation Assessment via Bayesian Belief Networks[C]//Minneapolis, USA: Omnipress in the USA, 2002: 664-671.
- [7] 高晓光,陈海洋,史建国.变结构动态贝叶斯网络的研究机制[J].自动化学报,2011,37(12):1435-1444.
GAO Xiaoguang, CHEN Haiyang, SHI Jianguo. Study on the Mechanism of Structure-variable Dynamic Bayesian Networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(12): 1435-1444. (in Chinese)
- [8] 郑景嵩,高晓光,陈冲.基于弹性变结构 DDBN 网络的空战目标识别[J].系统仿真学报,2008,20(9):2303-2306.
ZHENG Jingsong, GAO Xiaoguang, CHEN Chong. Based on Elastic Variable Structure Discrete Dynamic Bayesian Networks[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(9): 2303-2306. (in Chinese)
- [9] ZHENG Jingsong, GAO Xiaoguang, CHEN Chong. Assessment of Situation and Threat in Air to Air Combat Based on Discrete Dynamic Bayesian Networks[M]. UK: World Academic Press, 2007: 161-164.
- [10] WANG Qingjiang, GAO Xiaoguang, CHEN Daqing. Pattern Recognition for Ship Based on Bayesian Networks [C]//International Conference on Fuzzy Systems & Knowledge Discovery, CA: IEEE Computer Society Press, 2007: 684-688.
- [11] 狄方旭,王小平,李瑾,等.基于参数学习贝叶斯网络的对敌空中目标融合识别[J].弹箭与制导学报,2014,34(6):127-130.
DI Fangxu, WANG Xiaoping, LI Jin, et al. Enemy Aerial Target Fused Recognition Based on Parameter Learning Bayesian Network[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2014, 34(6): 127-130. (in Chinese)

(编辑:徐敏)