

# 基于动态贝叶斯网络和模板匹配的空中目标意图识别\*

陈黎, 李芳芳, 邹长虹

(北京电子工程总体研究所, 北京 100854)

**摘要:**对空中目标的作战意图进行预测是目标意图识别中的难点,提出了一种基于动态贝叶斯网络和模板匹配的意图识别方法,实现空中目标作战意图的实时预测。首先,综合利用实时感知的目标特征信息、领域专家知识以及积累的历史作战态势数据,并采用动态贝叶斯网络推理来预测目标当前的作战行动;然后,根据目标当前的作战行动预测目标可能的行动序列;进一步基于目标可能的行动序列,采用态势模板匹配的方法,实现对目标作战意图的实时预测。仿真结果表明,所提方法能够有效解决意图识别中的意图预测问题,进一步提升了意图识别的准确率。

**关键词:**空中目标;意图识别;动态贝叶斯网络;模板匹配

DOI:10.3969/j.issn.1009-086x.2023.02.008

中图分类号:E844;N945;TP391.9;TJ0 文献标志码:A 文章编号:1009-086X(2023)-02-0062-09

引用格式:陈黎,李芳芳,邹长虹.基于动态贝叶斯网络和模板匹配的空中目标意图识别[J].现代防御技术,2023,51(2):62-70.

**Reference format:**CHEN Li,LI Fangfang,ZOU Changhong.Intension Recognition of Air-Defense Target Based on Dynamic Bayesian Network and Template Matching[J].Modern Defence Technology,2023,51(2):62-70.

## Intension Recognition of Air-Defense Target Based on Dynamic Bayesian Network and Template Matching

CHEN Li, LI Fangfang, ZOU Changhong

(Beijing Institute of Electronic System Engineering, Beijing 100854, China)

**Abstract:** It is difficult to predict the combat intention of an air-defense target. Hence, an intention recognition method based on the dynamic Bayesian network and template matching is proposed to predict the combat intention of air-defense targets. Specifically, target feature information based on real-time perception, domain expert knowledge, and accumulated historical combat situation data are used for the reasoning of current combat operations of an air-defense target by the dynamic Bayesian network. Then, a possible sequence of operations is predicted according to the current combat operations of the target. On this basis, the combat intention of the target is predicted by the situation template matching method. The simulation shows that the proposed method can effectively predict the

\* 收稿日期:2022-07-20;修回日期:2022-10-15

基金项目:国家自然科学基金(61603007)

第一作者简介:陈黎(1981-),男,湖南长沙人。高工,博士,研究方向为指挥控制总体技术。

通信地址:100854 北京市142信箱30分箱

intention of the air-defense target and obtain a higher recognition rate.

**Keywords:** air-defense target; intention recognition; dynamic Bayesian network; template matching

## 0 引言

空中目标意图识别是防空作战态势评估的关键,是准确完成目标威胁评估、正确进行作战决策的重要基础<sup>[1-2]</sup>。但是,空中目标意图识别涉及众多影响因素,包括来袭目标的类型、携带的武器、惯用战术动作等,特别是为了掩盖其真实作战意图会释放电磁干扰或做出一些欺骗行动来诱使我方得到错误的识别结果,同时考虑到我方预警探测系统提供的信息具有一定程度的不确定性,因此,要实时完成对空中来袭目标的作战意图进行准确识别具有一定的难度。目前,该问题已成为防空作战态势估计领域的研究热点。

现有的空中目标意图识别方法大致分为基于规则推理的方法和基于数据驱动的机器学习方法2类。其中,基于规则推理的方法有贝叶斯网络<sup>[3-5]</sup>、证据推理<sup>[6-7]</sup>、模板匹配等方法<sup>[8-9]</sup>。贝叶斯网络方法是在概率论框架下提出的,能够有效实现定性知识与定量推理结合;证据推理方法能够表征比贝叶斯网络更弱的条件,具有较好的不确定性表达能力;模板匹配方法需要依据作战规则事先构建目标意图模板。基于数据驱动的机器学习方法有支持向量机、深度神经网络以及强化学习等方法<sup>[10-15]</sup>,它们都需要大量的训练数据。

受限于目标运动航迹无法进行长时预测,现有基于规则推理的方法在进行意图预测时大都依据推理规则和实时感知的目标特征信息估计当前时刻的目标作战意图;而基于数据驱动的机器学习方法虽然能够利用预测模型和训练数据对目标意图进行预测,但预测准确率过度依赖训练数据的质量。基于此,本文提出一种基于动态贝叶斯网络和模板匹配的意图识别方法,将意图识别分为行动推理和意图预测2个环节。在行动推理环节,不是根据目标运动航迹,而是根据目标当前的作战行动,预测目标可能的行动序列;在意图预测环节,进一步基于目标可能的行动序列,对目标的作战意图进行实时预测。意图预测过程充分利用了实时感知的目标特征信息、领域专家知识以及积累的历史作

战态势数据,进一步提升了意图识别的准确率。

## 1 作战意图推理流程

假定来袭目标实现一个意图通常会逐一采取一系列相关作战行动的方式来实现。从意图的实现方来看,是一个自上而下的过程,即根据一定的条例和规则,从作战意图出发,将作战意图或者作战任务分解为行动序列,然后依次执行行动序列达到实现作战意图或者作战任务的目的<sup>[3]</sup>。

反过来,对意图的识别而言,其分析推理思路是自下而上的。由于来袭目标作战意图或者作战任务的不可观测性,不能直接进行估计,同时还存在一定的隐蔽性和欺骗性,只能根据可感知的目标各特征状态,经过基于相应规则或逻辑的分析推理,得到来袭目标的作战意图或者作战任务。作战意图推理流程如图1所示。

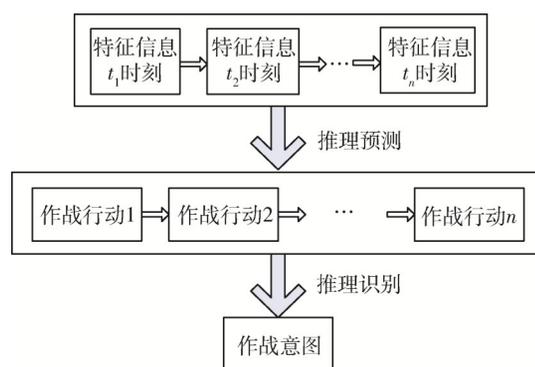


图1 作战意图推理流程

Fig. 1 Reasoning process of combat intention

由图1可知,意图识别方需要进行2个环节的推理:一是由各目标特征信息推理预测得到目标可能的作战行动序列;二是由目标可能的作战行动序列推理识别得到目标的作战意图。完成这2个过程的推理分析,就能够最终得出来袭目标的作战意图。

## 2 特征信息推理作战行动

构建如图2所示的动态贝叶斯网络推理模型,综合利用领域专家知识和积累的历史作战态势数

据,并根据实时感知的特征信息推理来袭目标当前的作战行动,根据目标当前的作战行动预测来袭目标可能的行动序列。

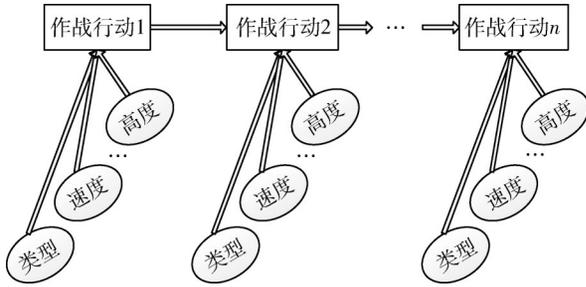


图2 动态贝叶斯网络推理模型

Fig. 2 Reasoning model of dynamic Bayesian network

### 2.1 特征信息推理当前作战行动

step 1:建立贝叶斯网络结构。分析提取与目标作战意图相关的要素变量,依靠领域专家的知识来建立贝叶斯网络结构,如图3所示。

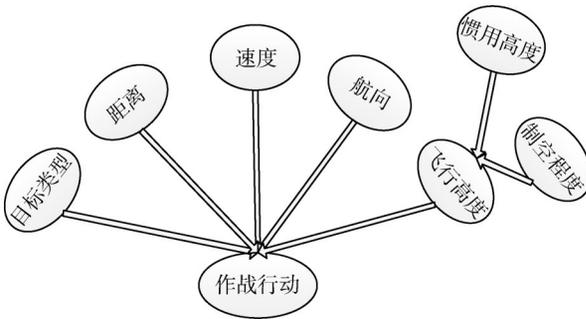


图3 贝叶斯网络结构图

Fig. 3 Structure of Bayesian network

这里主要通过目标的类型、距离、速度、航向、飞行高度等要素来推测目标的作战行动。

各节点要素的属性状态划分如下:

目标类型:固定翼飞机、武装直升机、无人机等;

距离:远、中、近;

速度:大、中、小;

航向:稳定、小幅变化、大幅变化;

惯用高度:超高、高、中、低、超低;

飞行高度:超高、高、中、低、超低;

制空程度:掌握程度大于80%,掌握程度约为50%,掌握程度小于20%;

作战行动:高空盘旋、高空巡航、中空巡航、中

空机动、低空巡航、低空机动、俯冲、爬升。

step 2:对网络节点状态建立隶属度函数。从图3中各变量节点属性状态划分来看,各节点属性状态的模糊划分构成模糊集,对各模糊集建立隶属度函数。

step 3:确定贝叶斯网络参数。参数学习方法是在已知网络结构的条件下,利用历史作战态势数据来学习节点的参数,包括边缘概率和条件概率。边缘概率表现为来袭目标先前的战术运用特点,条件概率表现为各要素之间的依赖关系。

这里采用E-M算法估计节点的先验概率和条件概率,E-M算法具体描述如下:

输入:G——贝叶斯网络NN的结构;D——一组关于N中变量的训练数据;δ——收敛阈值;

输出:θ——N的参数的估计。

过程:

t = 0, θ' = 随机参数值

oldScore = L(θ' | D)

while (true)

E步:按下式计算 m<sup>t</sup><sub>ijk</sub>:

$$m_{ijk}^t = \sum_{i=1}^m P(X_i = k, \pi(X_i) = j | D_i, \theta^t)$$

M步:按下式计算 θ<sup>t+1</sup>:

$$\theta^{t+1} = \begin{cases} \frac{m_{ijk}^t}{\sum_{k=1}^{r_i} m_{ijk}^t}, & \sum_{k=1}^{r_i} m_{ijk}^t > 0 \\ \frac{1}{r_i}, & \text{其他} \end{cases}$$

newScore = L(θ<sup>t+1</sup> | D)

if(newScore > oldScore + δ)

oldScore = newScore

t = t + 1

else

return θ<sup>t+1</sup>

end while

step 4:在确定了贝叶斯网络模型的拓扑结构和相应参数的条件下,利用实时获取的目标特征信息推理空中目标的作战行动。

### 2.2 作战行动预测

构建如图4所示基于马尔科夫链的作战行动预测模型 θ = (A, B, π),式中:A为马尔科夫作战行动

转移概率矩阵; $B$ 为单位矩阵; $\pi$ 为初始作战行动概率向量。

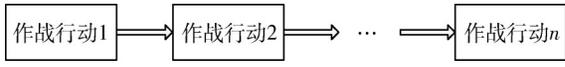


图4 基于马尔科夫链的作战行动预测

Fig. 4 Combat operation prediction based on Markov chain

预测过程如下所述:

step 1: 利用样本数据估计状态转移概率  $a_{ij}$ 。采用极大似然估计法进行估计, 即

$$\hat{a}_{ij} = \frac{A_{ij}}{\sum_{j=1}^N A_{ij}}. \quad (1)$$

step 2: 基于当前作战行动进行  $n$  步预测。这里基于马尔科夫链模型  $\theta$  进行预测, 计算预测作战行动的条件概率, 并剔除条件概率低于预置门限的作战行动。

step 3: 计算  $n$  步预测作战行动的联合概率。采用马尔科夫链前向算法进行计算:

$$\begin{cases} \alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), & i = 1, 2, \dots, N, \\ \alpha_{t+1}(i) = \left[ \sum_{j=1}^N \alpha_t(j) a_{ji} \right] b_i(o_{t+1}), & i = 1, 2, \dots, N, \\ P(o_1, \dots, o_n) = \sum_{i=1}^N \alpha_n(i). \end{cases} \quad (2)$$

step 4: 对  $n$  步预测作战行动的联合概率进行排序, 取联合概率最大的  $l$  条  $n$  步作战行动, 连同前  $m$  步已发生的作战行动构成  $l$  条  $m+n$  步作战行动序列。

### 3 作战行动推理作战意图

#### 3.1 基于态势模板匹配的意图识别

目标作战意图或者作战任务主要包括侦察、通信、佯攻、防区外打击、临空攻击等, 在获取目标  $m+n$  步作战行动序列后, 进一步采用基于态势模板匹配的方法完成目标作战意图识别。基于态势模板匹配的意图识别方法如图5所示。

主要包括3个步骤:

step 1: 基于C语言集成产生式系统(C language integrated production system, CLIPS) CLIPS方法构建态势模板知识库, 根据作战规则、专家经验、作战条例、作战时段、敌方常用战法等因素建立作战行动

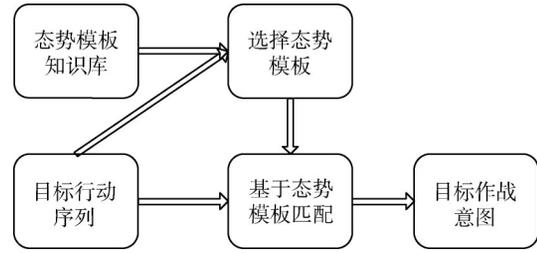


图5 基于态势模板匹配的意图识别

Fig. 5 Intention recognition based on situation template matching

与作战意图的IF-THEN规则。

step 2: 根据目标  $m+n$  步作战行动序列, 综合态势模板知识库里的模板进行诊断, 建立特定态势假设的模板结构。建立特定态势假设模板结构的过程与人的认知过程相对应, 即从态势模板知识库里裁剪出适应于特定态势的模板结构。

step 3: 计算  $m+n$  步作战行动序列与特定态势模板结构的匹配程度, 当匹配程度高于预设门限时, 这个特定态势模板结构就可以用来解释来袭目标的作战意图。

#### 3.2 作战意图D-S证据融合

对作战行动序列输出的作战意图进行D-S证据融合, 在利用Dempster规则对证据融合时, 如果证据冲突太大, 融合结果会出现不合理的现象。这里对各证据的冲突程度进行量化度量, 当证据冲突程度低于预设门限时, 将融合后的目标意图作为目标的作战意图, 证据融合流程如下所示。

step 1: 根据证据可靠度对各证据进行折扣, 折扣因子  $\alpha$  根据该证据对应作战行动序列的联合概率进行计算:

$$\begin{cases} m(X_i) = \alpha_i m(X_i), & X_i \subset H, \\ m(H) = \alpha_i m(H) + 1 - \alpha_i, \\ \alpha_i = P(X_i) / \max P(X_i). \end{cases} \quad (3)$$

step 2: 对作战行动序列输出的作战意图进行D-S证据融合:

$$m(X_i) = \frac{1}{c} \sum_{\cap X_i = X_1 \leq i \leq n} \prod m(X_i), \quad X_i \neq \emptyset, \quad (4)$$

式中:

$$c = 1 - \sum_{\cap X_i = X_1 \leq i \leq n} \prod m(X_i) = \sum_{\cap X_i \neq \emptyset, 1 \leq i \leq n} \prod m(X_i).$$

step 3: 计算证据间的平均证据距离:

$$\bar{d} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \sqrt{\frac{1}{2} (m_i - m_j)^T D (m_j - m_i)}, \quad (5)$$

式中:

$$D[i, j] = \frac{|X_i \cap X_j|}{|X_i \cup X_j|}$$

step 4: 如果满足下述条件, 则融合后的作战意图即为来袭目标的作战意图:

$$\begin{cases} m(X_1) - m(X_2) > \varepsilon_1, \\ \bar{d} < \varepsilon_2, \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $m(X_1) = \max \{m(X_i)\}$ ;  $m(X_2) = \max \{m(X_i)$  且  $X_i \neq X_1\}$ ;  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  为预设门限。

#### 4 仿真校验

下面在要地防空作战场景下固定翼飞机执行临空攻击作战任务, 基于表 1 所示历史态势数据, 并采用本文所提基于动态贝叶斯网络和模板匹配的

空中目标意图识别方法对来袭目标的作战意图进行识别。

飞行高度隶属度函数、飞行速度隶属度函数、距离隶属度函数以及航向隶属度函数分别见表 2~5。

对表 1 所示历史态势数据采用 E-M 算法进行迭代估计网络节点的先验概率和条件概率, 得到如图 6 所示的贝叶斯网络推理模型。

当目标类型为固定翼飞机、距离为远、速度为高、惯用高度为高、制空程度为小于 20%、飞行高度为高的证据出现后, 推理模型给出当前作战行动为“高空巡航”, 如图 7 所示。

进一步利用基于马尔科夫链的作战行动预测模型  $\theta = (A, B, \pi)$  对目标可能的行动序列进行预测。

step 1: 利用样本数据构建作战行动预测模型如下:

表 1 历史态势数据

Table 1 Historical situation data

序号	类型	距离	速度	航向	惯用高度	制空程度	高度	作战行动
1	固	远	低	小幅变化	高	小于 20%	高	高空盘旋
2	固	远	低	小幅变化	高	—	高	高空盘旋
3	固	远	低	小幅变化	高	约 50%	高	高空盘旋
4	固	远	中	稳定	高	大于 80%	高	高空盘旋
5	固	远	中	稳定	高	小于 20%	高	高空巡航
6	固	远	中	稳定	—	小于 20%	高	高空巡航
7	固	远	中	稳定	高	约 50%	高	高空巡航
8	固	远	高	稳定	高	大于 80%	高	高空巡航
9	固	中	高	稳定	中	小于 20%	高	中空巡航
10	固	中	高	稳定	中	小于 20%	中	中空巡航
...	...	...	...	...	...	...	...	...

表 2 飞行高度隶属度函数

Table 2 Flight height membership function

飞行高度	高度 /m						
	(15 000, ∞)	(10 000, 15 000]	(7 000, 10 000]	(3 000, 70 000]	(1 000, 3 000]	(100, 1 000]	[0, 100]
超高	1	0.7	0.5	0.1	0	0	0
高	0.3	0.9	0.8	0.2	0	0	0
中	0	0.2	0.4	1	0.5	0	0
低	0	0	0	0.6	0.8	1	0.3
超低	0	0	0	0	0.3	0.6	1

表3 飞行速度隶属度函数

Table 3 Flight velocity membership function

飞行速度	飞行Ma数			
	(1,∞)	(0.8,1.0]	(0.5,0.8]	[0,0.5]
大	1	0.8	0.1	0
中	0	0.2	0.8	0.1
小	0	0	0.1	0.9

表4 距离隶属度函数

Table 4 Distance membership function

距离	距离/km			
	(100,∞)	(60,100]	(30,60]	[0,30]
远	1	0.8	0.1	0
中	0	0.2	0.8	0.1
近	0	0	0.1	0.9

表5 航向隶属度函数

Table 5 Heading membership function

航向	航向角变化率/(°·s <sup>-1</sup> )			
	[0,1)	[1,3)	[3,5)	[5,∞)
稳定	1	0.2	0.1	0
小幅变化	0	0.8	0.4	0
大幅变化	0	0	0.5	1

$$\pi = (0.047, 0.453, 0.047, 0.047, 0.047, 0.047, 0.265, 0.047),$$

$$A = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0 \\ 0.1 & 0.3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.2 & 0 & 0 & 0.2 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0.2 & 0.4 & 0 & 0 & 0.3 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.4 & 0.2 & 0 & 0.4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.2 & 0 & 0.3 \\ 0 & 0 & 0.2 & 0 & 0.6 & 0.3 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0.6 & 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$$B = I_8,$$

step 2: 基于当前作战行动进行3步预测:

第1步预测:

$$P(o_1) = (0.073, 0.150, 0.114, 0.038, 0.201, 0.10, 0.304, 0.047).$$

取预测概率门限为  $\xi_1 = 0.2$ , 则第1步预测可能的作战行动为:“俯冲”(0.304),“低空巡航”(0.201)。

第2步预测:

$$P(o_2) = (0.060, 0.064, 0.154, 0.047, 0.312, 0.151, 0.139, 0.130).$$

取预测概率门限为  $\xi_2 = 0.15$ , 则第2步预测可能的作战行动为:“低空巡航”(0.312),“中空巡航”(0.154),“低空机动”(0.151)。

第3步预测:

$$P(o_3) = (0.042, 0.044, 0.192, 0.076, 0.284, 0.134, 0.095, 0.204).$$

取预测概率门限为  $\xi_3 = 0.15$ , 则第3步预测可能的作战行动为:“低空巡航”(0.284),“爬升”(0.204),“中空巡航”(0.192)。

step 3: 计算3步预测作战行动序列的联合概率。

step 4: 对3步预测作战行动的联合概率进行排序,取联合概率最大的5条3步作战行动,连同前1步已发生的作战行动(高空巡航)构成5条4步作战行动序列,见表6所示。

采用 Rete 匹配器对5条4步作战行动序列进行规则匹配,匹配结果如表7所示。

对作战行动序列输出的作战意图进行D-S证据融合,首先根据联合概率对各证据进行折扣:

$$m_1(\text{临空攻击})=1, \quad m_1(H)=0;$$

$$m_2(\text{防区外打击})=1, \quad m_2(H)=0;$$

$$m_3(\text{临空攻击})=0.422, \quad m_3(H)=0.578;$$

$$m_4(\text{防区外打击})=0.625, \quad m_4(H)=0.375;$$

$$m_5(\text{临空攻击})=0.375, \quad m_5(H)=0.625.$$

进一步对各证据进行D-S证据融合:

$$m(\text{临空攻击})=0.5092,$$

$$m(\text{防区外打击})=0.4906,$$

$$m(H)=0.0002.$$

计算证据间的平均证据距离:  $\bar{d} = 0.708 > \varepsilon_2 = 0.6$ 。

表明此时证据冲突较大,无法得到来袭目标的作战意图。

当目标类型为固定翼飞机、距离为中、速度为高、航向大幅变化、制空程度为小于20%、飞行高度为中的证据出现后,预测行动序列匹配的作战意图如表8所示。

对各证据进行D-S证据融合:

$$m(\text{临空攻击})=0.8806,$$

$$m(\text{防区外打击})=0.1193,$$

$$m(H)=0.0001.$$

此时证据间的平均证据距离  $\bar{d} = 0.395 < \varepsilon_2 = 0.6$ , 同时  $m(\text{临空攻击}) - m(\text{防区外打击}) > \varepsilon_1 = 0.5$ , 表明证据冲突不大, 故将融合识别结果“临空攻击”作为来袭目标的作战意图。

进一步采用本文所提方法在不同场景下对来袭目标的作战意图进行识别, 识别准确率如表9所示。

从上述仿真过程可以看出, 该方法由于充分利

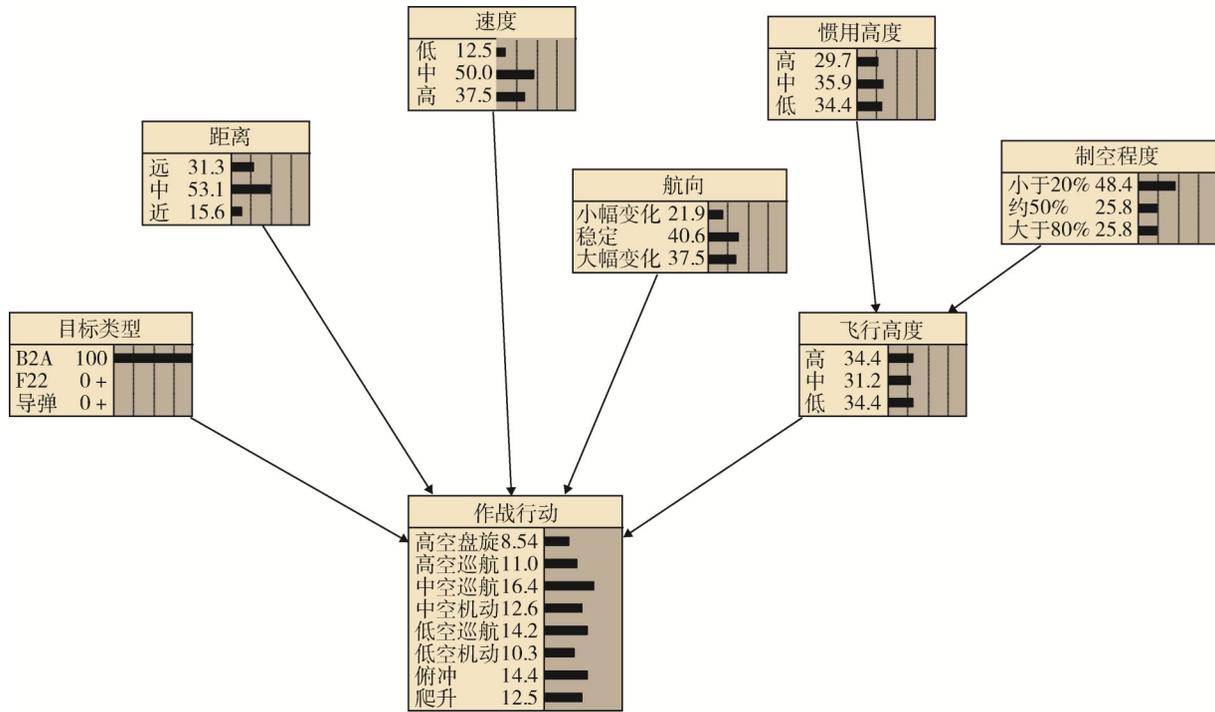


图6 贝叶斯网络推理模型

Fig. 6 Reasoning model of Bayesian network

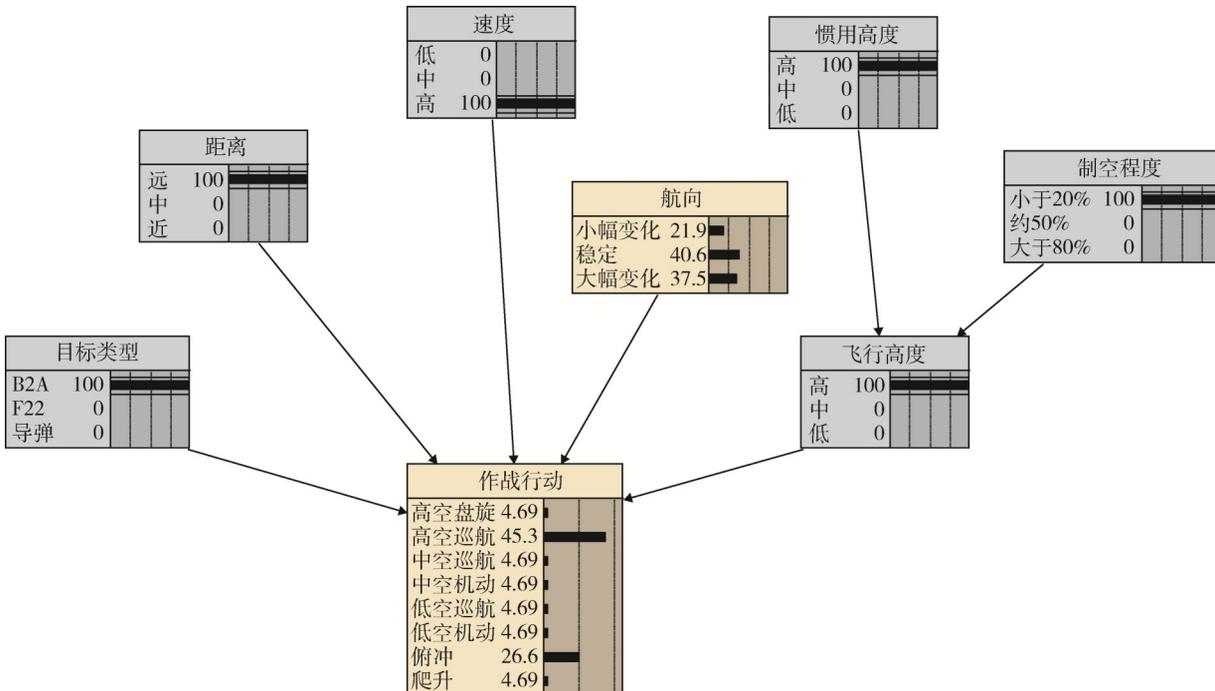


图7 特征信息推理当前作战行动

Fig. 7 Reasoning of current combat operations by feature information

表6 联合概率最大的5条作战行动序列

Table 6 Five combat operation sequences with maximum joint probability

序号	预测行动序列	联合概率
1	高空巡航^俯冲^低空巡航^低空巡航	0.064
2	高空巡航^俯冲^低空巡航^爬升	0.064
3	高空巡航^俯冲^中空巡航^中空巡航	0.027
4	高空巡航^俯冲^低空机动^低空巡航	0.040
5	高空巡航^俯冲^低空机动^爬升	0.024

表7 预测行动序列匹配作战意图

Table 7 Predicted operation sequence matching combat intention

序号	预测行动序列	作战意图
1	高空巡航^俯冲^低空巡航^低空巡航	临空攻击
2	高空巡航^俯冲^低空巡航^爬升	防区外打击
3	高空巡航^俯冲^中空巡航^中空巡航	临空攻击
4	高空巡航^俯冲^低空机动^低空巡航	防区外打击
5	高空巡航^俯冲^低空机动^爬升	临空攻击

表8 预测行动序列匹配作战意图

Table 8 Predicted operation sequence matching combat intention

序号	预测行动序列	作战意图
1	高空巡航^俯冲^中空机动^俯冲^低空巡航	临空攻击
2	高空巡航^俯冲^中空机动^爬升^高空巡航	防区外打击
3	高空巡航^俯冲^中空机动^中空巡航^俯冲	临空攻击
4	高空巡航^俯冲^中空机动^俯冲^低空机动	临空攻击
5	高空巡航^俯冲^中空机动^爬升^俯冲	临空攻击

表9 不同场景下的识别准确率

Table 9 Recognition accuracy in different scenarios

序号	场景	识别时间/s	准确率/%
1	单机突防(临空攻击)	5	93
2	两机协同(临空攻击+防区外打击)	8	86
3	三机协同(通信+佯攻+防区外打击)	10	78

用了积累的历史作战态势数据、实时感知的目标运动、属性等特征信息以及领域专家知识建立的行动预测模型对目标行动序列进行预测,因此能够较早地准确识别出目标作战意图。这不仅提高了意图

识别的准确率,而且还能够进一步缩短态势评估的时间,为防空作战赢得先机。同时,本文所提识别方法的准确率依赖于历史作战态势数据的可信度,因此有必要对历史作战数据进行分析 and 整理,特别是需要对平时和战时的作战数据进行区分,进一步提升意图识别方法的准确率。

## 5 结束语

为了解决意图识别中的意图预测问题,本文提出了一种基于动态贝叶斯网络和模板匹配的意图识别方法。该方法将意图识别分为行动推理和意图预测2个环节,在行动推理环节不是根据目标运动航迹而是根据目标当前的作战行动预测目标可能的行动序列,在意图预测环节进一步基于目标可能的行动序列对目标的作战意图进行实时预测。仿真结果表明,意图识别过程充分利用了实时感知的目标特征信息、领域专家知识以及积累的历史作战态势数据,能够进一步提升意图识别的准确率。

## 参考文献:

- [1] 姚庆锴,柳少军,贺筱媛,等. 战场目标作战意图识别问题研究与展望[J]. 指挥与控制学报, 2017, 3(2): 127-131.  
YAO Qingkai, LIU Shaojun, HE Xiaoyuan, et al. Research and Prospect of Battlefield Target Operational Intention Recognition [J]. Journal of Command and Control, 2017, 3(2): 127-131.
- [2] 常天庆,孔德鹏,戴文君,等. 基于目标作战意图信息融合的威胁评估方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(3): 591-601.  
CHANG Tianqing, KONG Depeng, DAI Wenjun, et al. Threat Assessment Method Based on the Information Fusion of Target Operation Intention [J]. Control and Decision, 2019, 34(3): 591-601.
- [3] 葛顺. 基于规则发现和贝叶斯推理的战术意图识别技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.  
GE Shun. Research on Tactical Intention Recognition Based on Rule Discovery and Bayesian Reasoning [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015.
- [4] 朱波,方立恭,张小东. 基于贝叶斯网络的空中目标意图识别方法[J]. 现代防御技术, 2012, 40(2): 109-113.  
ZHU Bo, FANG Ligong, ZHANG Xiaodong. Intention

- Assessment to Aerial Target Based on Bayesian Network [J]. *Modern Defence Technology*, 2012, 40(2): 109-113.
- [5] 王海旺, 史红权, 李晓丹. 基于直觉模糊集和贝叶斯推理的意图识别方法[J]. *舰船电子工程*, 2019, 39(6): 42-45.
- WANG Haiwang, SHI Hongquan, LI Xiaodan. An Intention Recognition Method Based on Intuitionistic Fuzzy Sets and Bayesian Inference[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2019, 39(6): 42-45.
- [6] 赵福均, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于置信规则库和证据推理的空中目标意图识别方法[J]. *电光与控制*, 2017, 24(8): 15-19, 50.
- ZHAO Fujun, ZHOU Zhijie, HU Changhua, et al. Aerial Target Intention Recognition Approach Based on Belief-Rule-Base and Evidential Reasoning [J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, 24(8): 15-19, 50.
- [7] 张瑜, 邓鑫洋, 李明烜, 等. 基于证据网络因果分析的空中目标意图识别[J]. *航空学报*, 2022, 43(S1): 726896.
- ZHANG Yu, DENG Xinyang, LI Mingda, et al. Air Target Intention Recognition Based on Evidence Network Causal Analysis [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(S1): 726896.
- [8] 夏曦. 基于模板匹配的目标意图识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- XIA Xi. The Study of Target Intent Assessment Method Based on the Template-Matching [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006.
- [9] 李曼, 冯新喜, 张薇. 基于模板的态势估计推理模型与算法[J]. *火力与指挥控制*, 2010, 35(6): 64-66.
- LI Man, FENG Xinxi, ZHANG Wei. Template-Based Inference Model and Algorithm for Situation Assessment in Information Fusion [J]. *Fire Control & Command Control*, 2010, 35(6): 64-66.
- [10] 吴广宇, 史红权, 邱楚楚, 等. 基于SSA-SVM的空中目标意图识别方法[J]. *舰船电子工程*, 2022, 42(3): 29-34.
- WU Guangyu, SHI Hongquan, QIU Chuchu, et al. Intention Recognition Method of Air Target Based on SSA-SVM [J]. *Ship Electronic Engineering*, 2022, 42(3): 29-34.
- [11] 周旺旺, 姚佩阳, 张杰勇, 等. 基于深度神经网络的空中目标作战意图识别[J]. *航空学报*, 2018, 39(11): 200-208.
- ZHOU Wangwang, YAO Peiyang, ZHANG Jieyong, et al. Combat Intention Recognition for Aerial Targets Based on Deep Neural Network [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2018, 39(11): 200-208.
- [12] 白亮, 肖延东, 齐景涛. 基于强化学习的对抗意图识别[J/OL]. *指挥与控制学报*, 2020: 1-6. (2020-12-03) [2022-07-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1379.tp.20201203.1323.002.html>.
- BAI Liang, XIAO Yandong, QI Jingtao. Adversarial Intention Recognition Based on Reinforcement Learning [J/OL]. *Journal of Command and Control*, 2020: 1-6. (2020-12-03) [2022-07-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/14.1379.tp.20201203.1323.002.html>.
- [13] 滕飞, 刘曙, 宋亚飞. BiLSTM-Attention: 一种空中目标战术意图识别模型[J]. *航空兵器*, 2021, 28(5): 24-32.
- TENG Fei, LIU Shu, SONG Yafei. BiLSTM-Attention: An Air Target Tactical Intention Recognition Model [J]. *Aero Weaponry*, 2021, 28(5): 24-32.
- [14] 马钰棠, 孙鹏, 张杰勇, 等. 样本不平衡下的空中群组意图识别方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(12): 3747-3755.
- MA Yutang, SUN Peng, ZHANG Jieyong, et al. Air Group Intention Recognition Method under Imbalance Samples [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(12): 3747-3755.
- [15] 李战武, 李双庆, 彭明毓, 等. 基于注意力机制改进的LSTM空战目标意图识别方法[J]. *电光与控制*, 2023, 30(3): 1-7.
- LI Zhanwu, LI Shuangqing, PENG Mingyu, et al. Air Combat Intention Recognition Method of Target Based on LSTM Improved by Attention Mechanism [J]. *Electronics Optics & Control*, 2023, 30(3): 1-7.