

态势评估的变结构区间概率动态 贝叶斯网络方法

胡云安¹, 刘 振^{1,2}, 史建国³

- (1. 海军航空工程学院控制工程系, 山东 烟台 264001;
2. 海军航空工程学院接改装训练大队, 山东 烟台 264001;
3. 海军航空工程学院兵器科学与技术系, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对以往利用贝叶斯网络进行态势评估时, 贝叶斯网络结构和参数都是固定不变的不足, 为提高态势评估准确性, 提出一种变结构区间概率动态贝叶斯网络(variable structure interval probability dynamic Bayesian network, VSIP-DBN)进行态势评估的方法。给出了 VSIP-DBN 的定义, 推导了其推理的算法, 网络结构能够根据态势变化情况进行改变, 并给出了结构变化的判断依据, 将参数推广为区间概率的形式, 同时提出了区间概率参数的学习方法。将 VSIP-DBN 应用于态势评估, 在典型作战条件下进行仿真分析, 不需要精确给出网络参数, 即使出现偶然观测误差, 也能够准确地评估出当前空战态势, 提高了评估的灵活性。

关键词: 态势评估; 动态贝叶斯网络; 区间概率; 结构变化

中图分类号: E 955

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.09.15

Situation assessment using variable structure interval probability dynamic Bayesian network

HU Yun-an¹, LIU Zhen^{1,2}, SHI Jian-guo³

- (1. Department of Control Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;
2. Training Brigade of Equipment Acceptance and Modification, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;
3. Department of Ordnance Science and Technology, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: The structure and the parameters of Bayesian network that is used for situation assessment are usually invariable in the past. In order to enhance the veracity of combat situation, a variable structure interval probability dynamic Bayesian network(VSIP-DBN) is proposed. The definition and the inference algorithm of the VSIP-DBN are given, the structure of VSIP-DBN can be varied according to the situation, and the rule of the network structure change is proposed. The parameters of the network are within the interval domain and the parameter learning method is also given. The air combat situation is assessed using VSIP-DBN. In the condition of interval probability parameter, even with incidental observation error, the simulation results show that the proposed model can accurately reflect the correct situation in the typical situations, so the proposed model enhance the flexibility of situation assessment.

Keywords: situation assessment; dynamic Bayesian network (DBN); interval probability; variable structure

0 引言

态势评估问题是研究作战双方之间的态势关系。当前诸多文献利用模糊逻辑方法^[1]、聚类方法^[2]、神经网络^[3]和证据理论^[4]及贝叶斯网络理论^[5-6]对这一问题进行研究, 都取得了不错的效果。从当前文献采用的方法可以看出, 人

工智能不确定性理论在研究态势评估问题中具有重要的作用^[7], 通过广泛的文献查阅和资料阅读, 发现利用贝叶斯网络进行态势评估应用较为广泛, 评估效果也更加直观贴切。当前态势评估中所采用的贝叶斯网络大多是文献^[8]提出的静态贝叶斯网络和文献^[9]提出的离散动态贝叶斯网络及其相关改进方法。静态贝叶斯网络只能处理单一时刻的

数据,所得出的态势信息只能反映当前时间片的态势,不能有效描述整个战场态势发生的变化。动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN)能根据多个时间片内的信息进行推理,得出的推理结果能综合多个时间范围内战场态势信息,故能有效避免由于信息匮乏导致的态势估计错误^[10]。

DBN 在给定的时间片范围内结构仍然是固定不变的。根据态势评估的特点,影响态势评估的因素在不同的时间内并不一定相同,运用变结构 DBN 评估战场态势将更符合实际作战的需要^[11]。无论是静态贝叶斯网络还是 DBN,参数都为点概率。利用点概率进行推理过程清晰简明,但其缺点也很明显,若给出的参数信息偏差较大,将导致推理结果错误。当前对贝叶斯网络参数的学习主要由专家经验知识给出及通过数据库学习得到,专家的权威度对于评估的准确性影响较大,利用数据库进行学习,需要建立并维护一个较大的数据库,由于态势评估的多样性,对于态势评估问题来说较为复杂,实时性不高。

综合上述的分析,为了使态势评估模型能够更加真实地反映战场实际情形,针对贝叶斯网络参数均采用点概率的局限性,将参数由点概率推广到区间概率,并提出一种区间概率参数的离线学习方法。本文提出利用变结构区间概率 DBN(variable structure interval probability DBN, VSIP-DBN)进行态势评估的方法,并用一个典型的空战态势评估实例进行仿真比较和分析,证明了本文提出的方法能够准确地评估出当前的态势。

1 VSIP-DBN

1.1 VSIP-DBN 的定义

定义 1 如果一个贝叶斯网络,其参数为区间概率,并且在不同时刻的结构发生变化,称之为 VSIP-DBN。

$$\underline{P}(X_1^1=x_1^1, x_2^1, \dots, X_{n_1}^1=x_{n_1}^1, x_{n_1}^1, \dots, X_1^T=x_1^T, x_2^T, \dots, X_{n_T}^T=x_{n_T}^T | Y_1^1=y_1^1, y_2^1, \dots, Y_{m_1}^1=y_{m_1}^1, y_{m_1}^1, \dots, Y_1^T=y_1^T, y_2^T, \dots, Y_{m_T}^T=y_{m_T}^T)$$

因 $P(x | y) = \frac{P(xy)}{P(y)} = \frac{P(xy)}{\sum_x P(xy)}$, 故可推理得到

$$\frac{\underline{P}(X_1^1=x_1^1, x_2^1, \dots, X_{n_1}^1=x_{n_1}^1, x_{n_1}^1, \dots, X_1^T=x_1^T, x_2^T, \dots, X_{n_T}^T=x_{n_T}^T | Y_1^1=y_1^1, y_2^1, \dots, Y_{m_1}^1=y_{m_1}^1, y_{m_1}^1, \dots, Y_1^T=y_1^T, y_2^T, \dots, Y_{m_T}^T=y_{m_T}^T)}{\sum_{H(x)} \underline{P}(X_1^1=x_1^1, x_2^1, \dots, X_{n_1}^1=x_{n_1}^1, x_{n_1}^1, \dots, X_1^T=x_1^T, x_2^T, \dots, X_{n_T}^T=x_{n_T}^T | Y_1^1=y_1^1, y_2^1, \dots, Y_{m_1}^1=y_{m_1}^1, y_{m_1}^1, \dots, Y_1^T=y_1^T, y_2^T, \dots, Y_{m_T}^T=y_{m_T}^T)} \quad (1)$$

$H(x)$ 表示所有隐藏变量的状态集合,即 $H(x) = x_1^1, \dots, x_{n_1}^1, \dots, x_1^T, \dots, x_{n_T}^T$ 。由于 VSIP-DBN 仍然是一个表示变量之间依赖关系的有向无环图,满足贝叶斯网络中的条件独立性条件以及有向分离的特性,又因为联合概率分布可以表示为条件概率的乘积,故可得

$$\underline{P}(X_1^1=x_1^1, x_2^1, \dots, X_{n_1}^1=x_{n_1}^1, x_{n_1}^1, \dots, X_1^T=x_1^T, x_2^T, \dots, X_{n_T}^T=x_{n_T}^T | Y_1^1=y_1^1, y_2^1, \dots, Y_{m_1}^1=y_{m_1}^1, y_{m_1}^1, \dots, Y_1^T=y_1^T, y_2^T, \dots, Y_{m_T}^T=y_{m_T}^T) = \prod_{t=1}^T \prod_{y_k^t \in Q(y)} \underline{P}(Y_k^t=y_k^t | Pa(Y_k^t=y_k^t)) \cdot$$

一个具有 T 个时间片的 VSIP-DBN 可以表示为 $BN^T = (S^T, \zeta^T)$, 其中, S^T 为具有 T 个时间片的网络结构, ζ^T 为区间概率参数集合。 BN^T 可近似看成由 T 个静态区间概率贝叶斯网络 $B_t (t=0, 1, \dots, T)$ 按照时间顺序连接起来。 S^T 由 3 部分组成, 每个时间片范围内的节点数目 $N_i (i=0, 1, \dots, T)$ 、每个时间片范围内的边集合 $A_i^1 (i=0, 1, \dots, T)$ 以及时间片之间的边集合 $A_i^2 (i=1, 2, \dots, T)$ 。 ζ^T 由两部分组成, 时间片范围内的区间概率 $Intrap_i (i=0, 1, \dots, T)$ 以及时间片之间的区间概率集合 $Interp_j (j=0, 1, \dots, T-1)$ 。

VSIP-DBN 与 DBN 的主要区别在于:

- (1) 时间片之间以及时间片范围内的概率为区间概率形式,突破了以往点概率的限制;
- (2) 每个时间片范围内的节点数目并不相同,从而导致边的数目变化,整个网络结构在不同时间片范围内变化。

1.2 VSIP-DBN 的推理算法

对于图 1 所示的 VSIP-DBN,假定其有 T 个时间片,每个时间片都有一个隐藏节点和 m_t 个观测节点,隐藏节点用 $X^t (t=1, 2, \dots, T)$ 表示,每个节点具有 n_t 个状态,观测节点用 $Y_k^t (t=1, 2, \dots, T; k=1, 2, \dots, m_t)$ 表示。

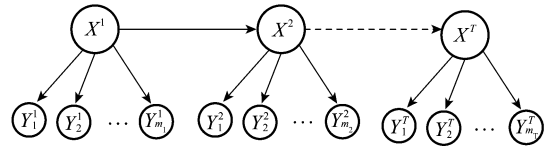


图 1 变结构区间概率动态贝叶斯网络

假定 x_i^t 表示第 t 个时间片第 i 状态的取值, y_i^t 表示第 t 个时间片第 i 个观测变量的取值。由于此时节点的参数分布为区间概率的形式,故每个参数具有概率上限和概率下限,本文用 $\bar{P}(x)$ 和 $\underline{P}(x)$ 分别表示节点 x 的概率上限和下限。以求待查询节点的下限为例进行说明,此时即计算

$$\prod_{t=1}^T \prod_{x_k^t \in U(x)} \underline{P}(X_k^t=x_k^t | Pa(X_k^t=x_k^t)) / \left[\prod_{t=1}^T \prod_{y_k^t \in Q(y)} \underline{P}(Y_k^t=y_k^t | Pa(Y_k^t=y_k^t)) \cdot \prod_{t=1}^T \prod_{x_k^t \in U(x)} \underline{P}(X_k^t=x_k^t | Pa(X_k^t=x_k^t)) + \sum_{H(x) \setminus U(x)} \prod_{t=1}^T \prod_{k=1}^{m_T} \underline{P}(Y_k^t=y_k^t | Pa(Y_k^t=y_k^t)) \cdot \right]$$

$$\prod_{t=1}^T \prod_{k=1}^{m_t} \bar{P}(X'_k = x'_k | Pa(X'_k = x'_k)) \quad (2)$$

$U(x)$ 表示待查询隐藏变量的取值集合, $Q(y)$ 表示观测变量的取值集合,同理可得待查询节点概率上限。此时,即得到了观测变量和隐藏变量处于一个特定状态的概率下限和上限。若要获得第 i 个时间片的第 j 个状态的后验概率,则可利用式(3)进行计算。

$$\begin{aligned} &P(X'_j = x'_j | y_1^1, \dots, y_{m_1}^1, \dots, y_1^T, \dots, y_{m_T}^T) = \\ &\sum_{H(x) \setminus x'_j} \frac{P(x_1^1, \dots, x_{n_1}^1, \dots, x_1^T, \dots, x_{n_T}^T | y_1^1, \dots, y_{m_1}^1, \dots, y_1^T, \dots, y_{m_T}^T)}{P(x_1^1, \dots, x_{n_1}^1, \dots, x_1^T, \dots, x_{n_T}^T)} \end{aligned} \quad (3)$$

同理可以得到区间概率的上限,当得到节点概率区间以后,利用最大熵方法^[12]得到精确的点概率。从而完成了从不精确参数信息到最终精确参数过程。对于概率 $p_i = [p_i, \bar{p}_i]$,则可以按照式(4),获得点估计值。

$$\begin{aligned} \max H(P) = & - \sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^n p_i = 1, 0 \leq p_i \leq \bar{p}_i \leq \bar{p}_i \leq 1 \end{aligned} \quad (4)$$

1.3 VSIP-DBN 的结构确定方法

VSIP-DBN 网络结构将对态势评估结果起重要作用,文献^[13]将变结构贝叶斯网络应用于目标识别,依靠主观判断更改网络结构,其他利用 DBN 进行态势评估的文献对这一方面研究的也较少。

对于图 1 所示的模型,在每一个时间片范围内只有一个隐藏节点以及若干证据节点,隐藏节点即为要推理得到的态势评估结果,证据节点为输入节点,表征外界态势的变化对态势推理结果的影响,几个证据节点之间不存在相互影响。因此对于网络结构的确定方法,就是确定隐藏节点和证据节点之间的关系。两个变量的互信息表示为 $\text{Info}(X, Y) = \sum_{x,y} p(x, y) \lg \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}$ 。根据文献^[14], $2N \cdot \text{Info}(X, Y)$ 近似地服从自由度为 $l = (r_x - 1)(r_y - 1)$ 的 $\chi^2(l)$ 分布,其中, r_x 和 r_y 分别表示变量 X 和 Y 的取值个数,给出显著性水平 α 并查表获得 $\chi_{\alpha, l}$ 。当 $2N \cdot \text{Info}(X, Y) \leq \chi_{\alpha, l}$, 变量 X 和 Y 相互独立。

1.4 VSIP-DBN 的参数学习方法

传统的点概率通常只能表示某一特定状态的单一概率信息,用于态势评估的贝叶斯网络参数的先验信息,一般通过专家知识或者通过历史统计数据以启发式信息的形式给出。贝叶斯网络的参数学习可以通过期望最大化方法以及前向后向算法等方法,利用先验信息并结合观测信息获得网络参数,但在实际的态势评估中,由于受到样本容量的限制,以及传感器误差等因素的影响,因此学习过程的准确性值得商榷。文献^[15]给出了一种在数据缺失下进行参数学习的方法,依据各个时刻获得的观测值进行在线的参数修补,对修补后的完备数据进行推理,该算法耗时较长,在线进行参数学习不利于推理的实时性。为了提高态势评估的实时性,给出一种离线情形下进行参数学习的方法,从而不必根据不同时刻的观测值进行推理,提高了评估的实时性。

以时间片 t 内的参数学习为例,对 VSIP-DBN 的参数学习进行说明。假定图 2 中父节点 X' 与子节点 Y'_1 和 Y'_2 都有两个状态分别为 $\{x'_1, x'_2\}$ 、 $\{y'_{11}, y'_{12}\}$ 和 $\{y'_{21}, y'_{22}\}$ 。

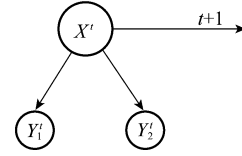


图 2 贝叶斯网络参数学习图

在图 2 中,贝叶斯网络参数学习的目的就是在给定父节点 X' 的状态下,确定父节点 X' 与子节点 Y'_1 和 Y'_2 之间的概率关系,即得出概率

$$\begin{aligned} P(y'_{11} | x'_1) &= [P_1, \bar{P}_1], P(y'_{12} | x'_1) = [P_2, \bar{P}_2] \\ P(y'_{21} | x'_2) &= [P_3, \bar{P}_3], P(y'_{22} | x'_2) = [P_4, \bar{P}_4] \end{aligned}$$

对于 Y'_2 节点同理,不再赘述。

为简单起见,并不失一般性,这里以计算 $P(y'_{11} | x'_1) = [P_1, \bar{P}_1], P(y'_{12} | x'_1) = [P_2, \bar{P}_2]$ 为例进行说明。对于区间概率 $P(y'_{11} | x'_1)$ 和 $P(y'_{12} | x'_1)$,需要给出父节点 X' 和子节点 Y'_1 的匹配紧密程度以及专家权威度,两者共同决定了 $P(y'_{11} | x'_1)$ 和 $P(y'_{12} | x'_1)$ 概率区间的范围,匹配紧密程度表示两者本身具有内在联系,表征了节点本身的本质关系,专家权威度则表征了节点的先验信息。具体说明如何确定匹配紧密程度和专家权威度的方法。

假设节点 X' 表示甲机和乙机是否构成攻击关系,其中 x'_1 表示构成攻击关系, x'_2 表示不构成攻击关系,节点 Y'_1 和 Y'_2 分别为影响根节点的两个因素, y'_{11} 表示两架飞机的相对距离节点, y'_{12} 表示两架飞机的相对方位角节点, y'_{11} 表示两架飞机在攻击距离范围内, y'_{12} 表示两架飞机不在攻击距离范围内,则可得当两架飞机构成攻击关系时,即处于状态 x'_1 时,两架飞机在攻击距离范围内的概率较高, x'_1 和 y'_{11} 的匹配紧密程度较高,故 $P(y'_{11} | x'_1) \geq P(y'_{12} | x'_1)$,因此可以将方案进行排序,得出参数设置按照负一次幂的形式给出, $P(y'_{11} | x'_1) = 1 / (\sum_{i=1}^2 \frac{1}{i}), P(y'_{12} | x'_1) = 0.5 / (\sum_{i=1}^2 \frac{1}{i})$ 。

专家权威度表征专家知识偏好的信息,可以根据多属性决策的方法给出。利用层次分析法,给出专家偏好信息的概率权重,归一化后得到依据专家信息给出的参数信息。以求解 $P(y'_{11} | x'_1)$ 和 $P(y'_{12} | x'_1)$ 为例说明如何给出区间概率的参数,以定理的形式给出参数的区间概率表达方式。

定理 1 父节点 X' 的 x'_1 状态和子节点 Y'_1 状态匹配紧密程度为 $P(y'_{11} | x'_1) = p'_1, P(y'_{12} | x'_1) = p'_2$, 由专家根据偏好给出参数,即专家权威度为 $P(y'_{11} | x'_1) = p''_1, P(y'_{12} | x'_1) = p''_2$ 。不失一般性,假定 $p'_1 \leq p'_2, p'_1 \leq p''_1, p''_1 \leq p''_2$, 则节点的区间概率可以表示为 $P(y'_{11} | x'_1) = [p'_1, p''_1], P(y'_{12} | x'_1) = [p'_2, p''_2]$ 。

证明 因 $p'_1 \leq p''_1, p'_1 + p'_2 = p''_1 + p''_2 = 1$, 故 $p'_2 \geq p''_2$, 又因为 $p'_1 \leq p'_2, p'_1 \leq p''_1$, 故 $P(y'_{11} | x'_1)$ 和 $P(y'_{12} | x'_1)$ 表示形式是合理的,为一个概率区间的形式,但必须验证上述概率区间的表达方式是否能够满足区间概率的约束条件,即验证

是否满足 $p'_1 + p'_2 \leq 1, p''_1 + p'_2 \geq 1$, 以下进行验证。

因为 $p'_2 \geq p''_2, 1 = p'_1 + p'_2 \geq p'_1 + p''_2$, 即 $p'_1 + p''_2 \leq 1$, 同理可得 $p''_1 + p'_2 \geq p''_1 + p'_2 = 1$, 即 $p''_1 + p'_2 \geq 1$, 从而 $P(y_{11} | x_1) = [p'_1, p''_1], P(y_{12} | x_1) = [p'_2, p''_2]$, 满足区间概率的定义和条件, 可以表示为节点 X' 的两个状态和子节点 Y_1 两个状态的概率区间。 证毕

2 VSIP-DBN 在态势评估中的应用

2.1 模型结构的确定

态势评估的 VSIP-DBN 结构如图 3 所示, 为了仿真过程中进行对比分析, 采用文献[10]提出的一个态势评估模型进行修改得到, 对图 3 中变量的含义进行详细说明, 其中甲乙构成攻击关系以 GJ 表示, 具有两个状态, 分别为是和否; 甲乙之间的属性关系以 SX 表示, 分别为敌对和其他; 乙机对甲机的方位以 FW 表示, 分别为大于最小攻击方位角和小于等于最小攻击方位角; 乙机对甲机的方位变化以 FB 表示, 分别为变小和变大; 甲机和乙机的相对距离以 XJ 表示, 分别为大于最小攻击距离和小于等于最小攻击距离; 甲机和乙机的距离变化以 JB 表示, 分别为变小和变大; 甲机对乙机的速度用 SD 表示, 分别为加速、匀速和减速; 甲机对乙机的高度变化以 GD 表示, 分别为升高、不变和降低。

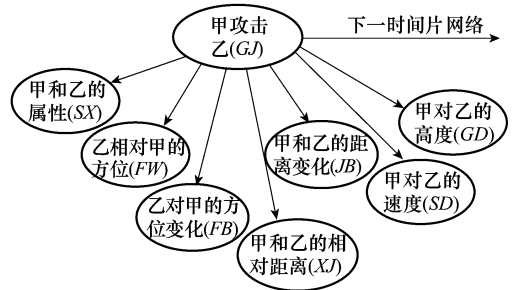


图 3 判断双机构成攻击关系的 VSIP-DBN

在态势评估初始时刻, 根据影响态势评估的因素, 确定出各个子节点因素。在态势评估的运行过程中, 根据各个时刻获得的观测数据, 评估子节点和父节点的相关性, 如果不相关, 则使该节点“失效”, 即在推理过程中暂不考虑该节点。

2.2 模型参数的确定

按照第 1.4 节的表述, 专家权威度能够综合考虑节点之间的先验信息, 匹配紧密程度表征了节点本身的本质关系, 如果父节点的后验概率与其某一子节点的状态成正比, 则相应的两个节点的匹配紧密程度就高, 反之则低。根据专家权威度和匹配紧密程度的含义, 给出该模型的区间概率参数如表 1 所示。

表 1 态势评估模型的区间概率参数表

	SX_1	SX_2	JB_1	JB_2	SD_1	SD_2	SD_3	FW_1	FW_2
GJ_1	[0.67, 0.98]	[0.05, 0.33]	[0.67, 0.85]	[0.20, 0.33]	[0.40, 0.55]	[0.27, 0.40]	[0.10, 0.18]	[0.67, 0.90]	[0.20, 0.33]
GJ_2	[0.50, 0.67]	[0.33, 0.50]	[0.40, 0.67]	[0.33, 0.60]	[0.40, 0.55]	[0.27, 0.40]	[0.10, 0.18]	[0.33, 0.50]	[0.50, 0.67]
	FB_1	FB_2	XJ_1	XJ_2	GD_1	GD_2	GD_3	$GJ_1(t+1)$	$GJ_2(t+1)$
GJ_1	[0.67, 0.90]	[0.20, 0.33]	[0.20, 0.33]	[0.67, 0.80]	[0.40, 0.55]	[0.27, 0.40]	[0.10, 0.18]	[0.60, 0.67]	[0.33, 0.40]
GJ_2	[0.40, 0.67]	[0.33, 0.60]	[0.33, 0.50]	[0.40, 0.67]	[0.40, 0.55]	[0.27, 0.40]	[0.10, 0.18]	[0.20, 0.33]	[0.67, 0.80]

表 1 中以区间概率的形式给出 VSIP-DBN 的参数, 不必以精确的点概率形式给出, 极大地放宽了参数的取值范围, 并且可以有效地避免专家知识的偏差导致推理的结果错误。利用专家权威度和匹配紧密程度信息, 能够有效地综合考虑模型参数的先验概率和后验概率, 提高了态势评估的灵活性。为了节省篇幅, 表 1 中的后两行的最后两列为时间片之间的参数信息。

2.3 推理结果及分析

设定甲方飞机的初始位置为 (30 km, 40 km), 沿平行 Y 轴的正方向飞行, 速度为 800 m/s, 乙方飞机的初始位置为 (10 km, 160 km), 速度为 600 m/s, 初始时刻沿 X 轴的正方向平行飞行。当飞行到 66 s 时, 甲机开始改变航向, 以与 X 轴夹角为 75° 的航向飞行, 并加速至 1 000 m/s, 乙机也同时加速到 800 m/s。当飞行到 136 s 时, 甲机改变其航向, 以平行 X 轴向右飞行。当飞行至 200 s 时, 甲机再次改变航向, 沿 Y 轴负方向飞行, 并将速度降至 800 m/s。乙机则继续沿 X 轴飞行, 速度保持不变, 两架飞机的飞行航迹如图 4 所示。

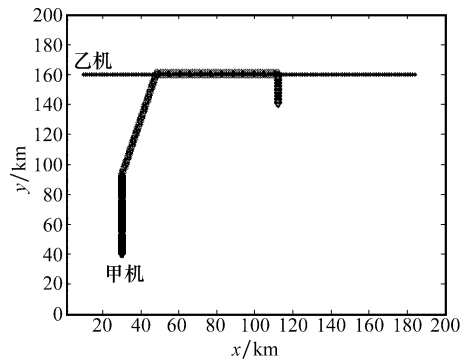


图 4 两架飞机飞行路径图

2.3.1 VSIP-DBN 与静态贝叶斯网络对比分析

将提出的 VSIP-DBN 与静态贝叶斯网络进行对比分析, 取两个态势变化剧烈的典型时间片段进行对比分析, 分别为 61~70 s 以及 136~145 s, 将推理得到的攻击概率进行对比。根据设定的态势情况, 在第 60 s 之前两架飞机距离较远, 甲机的方位角优势和距离优势并不占优, 因此甲对乙的攻击关系不明显, 但到第 66 s 时, 甲机改变航向, 构成明显的攻击关系, 利用两种方法在 61~70 s 推理得出的攻击概率如图 5(a) 所示。VSIP-DBN 由于综合了各个时间片时刻的数据, 因此

将每一时刻观测到的数据, 进行离散模糊处理后, 作为证据输入 VSIP-DBN。将观测得到的证据及推理得到的态势评估结果作为样本库, 实时计算每一个节点之间的相关性, 进行独立性测试, 如果节点不相关, 则对网络结构进行变化。

推理得到的数据更平滑,也更能反映当前态势的实际情况。利用静态贝叶斯网络推理,只单纯考虑单一时间片内的信息,推理结果并不稳定,如 68 s 时刻攻击概率大于 67 s 时,在此时甲正接近乙,方位角也处于优势,因而双方构成的攻击关系应该更加明显,这显然和实际的态势评估情况有所出入。为了充分验证 VSIP-DBN 的鲁棒性,假定在第 142 s 出现一个观测错误,此时真实情况是:甲机位置为(54.117 3 km, 160.414 8 km),乙机位置为(110.4 km, 160 km),双方距离小于 70 km(设定小于 70 km 构成攻击关系),方位角接近 0°(设定小于 30°时构成攻击关系),甲机速度 1 000 m/s,乙机速度为 800 m/s。从此时的态势可以看出,甲机对乙机构成明显的攻击关系。人为地引入一个错误信息,在推理过程中设定此时的距离为 80 km,方位角为 40°,推理的结果如图 5(b)所示。

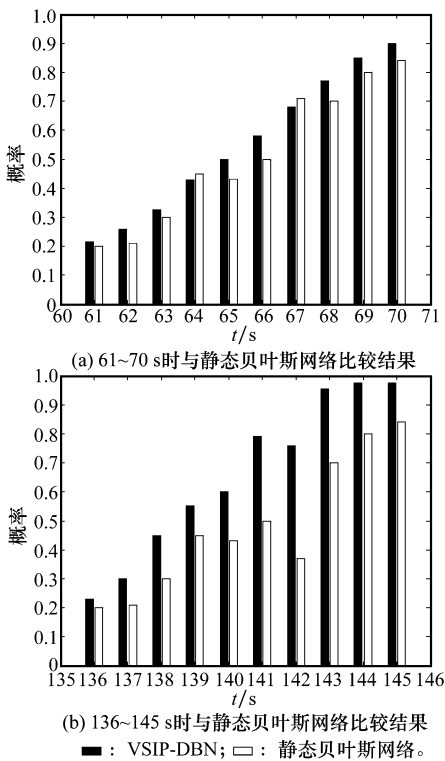


图 5 两个时间片范围内 VSIP-DBN 与静态贝叶斯网络的对比分析

由图 5 可知,当第 142 s 出现偶然的观测错误时,按照 VSIP-DBN 推理得到的攻击概率为 0.76,即仍能推导出双方构成攻击关系,但此时利用静态贝叶斯网络得到的结果为 0.37,明显违背此时的实际战场态势情形。这样,由于 VSIP-DBN 的滤波平滑能力,综合多个时间片后的推理结果能够更加客观地反映战场实际的态势。

2.3.2 与离散 DBN 的对比分析

将 VSIP-DBN 与文献[10]提出的离散 DBN 进行对比。在每一时刻计算各个子节点与父节点的独立性,由于甲机和乙机处于同一高度范围内,GD 节点不发生变化,依据节点的独立性测试方法,GJ 节点与 GD 节点无关,即此时可以使高度节点暂时“失效”,当双方高度发生变化时,使之激活,这样就在态势评估的每一个过程中节约了计算时间。态势的评估结果如下:当到达第 66 s 时,攻击概率为 0.58,利用提出的 VSIP-DBN

能够正确的判断出双方的攻击关系,态势评估结果如图 6(a)所示;当到达第 88 s 时,双方的运动状态变化较为平稳,距离较远,速度都不变,故此时并不构成攻击关系,如图 6(b)所示;当到达第 136 s 时,甲机开始尾追乙机,构成攻击关系,攻击概率如图 6(c)所示;当到达第 200 s 时,甲机放弃对乙机的追踪,从而双方不构成攻击关系,攻击概率如图 6(d)所示。

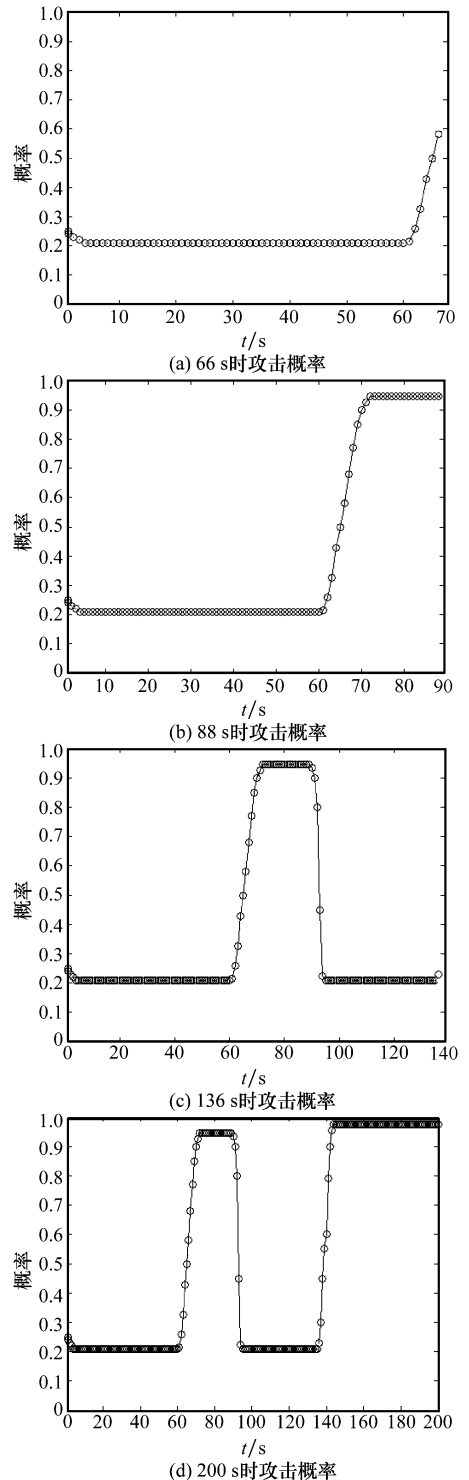


图 6 典型时间片段的攻击概率

从整个仿真过程可以看出,本文算法可以有效地描述整个过程中的战场态势信息。与文献[10]对比发现,本文在不需要精确获得模型参数基础上,仍然能够给出精确的态势估计。

2.3.3 网络结构变化对推理结果的影响分析

在这一节中,在网络结构发生变化后对推理结果的影响进行分析。为了清晰性进行说明,对缺失观测数据下的评估结果进行分析。当在某一时刻无法观测到某一节点的数据时,则将无法利用该节点的信息进行推理,此时构成一种典型结构变化的 VSIP-DBN。对两个时间片范围内的态势评估结果进行仿真分析,每个时间片范围分别为 55~80 s 以及 125~150 s,每 5 s 进行一次观测,每个时间片内共得到 6 组数据。

假定在 55~80 s,由于传感器以及通信系统失效,使得不能观测到 70~80 s 的方位变化(FB)和距离变化(JB)数据,即此时发生了数据缺失,6 个时间片范围内应得到数据为 42 个,但缺失了 3 个时间片内的共 6 个数据,数据缺失率为 14.29%。仿真结果如图 7 所示。

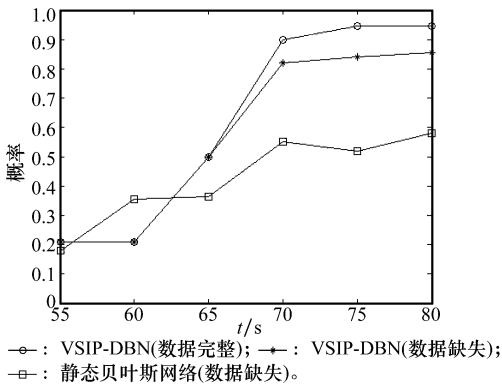


图 7 55~80 s 缺失数据时的仿真结果

从图 7 的仿真结果可以看出,当数据缺失率较低时,本文方法仍能较准确地评估出双方的攻击关系。数据缺失对静态贝叶斯网络推理结果影响较大,所得到的双方攻击概率在 70~80 s 存在震荡现象,结果不够平滑,鲁棒性较差。

假定在 125~150 s,不能观测到 140~150 s 的方位变化(FB)、距离变化(JB)、相对距离(XJ)和两机的相对速度(SD),数据缺失率为 28.57%。仿真结果如图 8 所示。

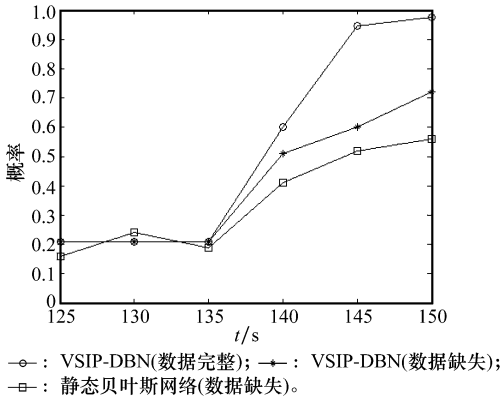


图 8 125~150 s 缺失数据时的仿真结果

从图 8 仿真结果可以看出,利用 VSIP-DBN 推理出的结果仍比贝叶斯网络具有一定的优势,且推理结果较为稳定也较平滑。但同时也注意到,此时由于数据缺失率较大,导致在缺失数据下的推理结果和真实的推理结果偏差较大。

2.3.4 区间概率参数对推理结果的影响分析

本节分析区间概率参数对推理结果的影响。为了进行充分的对比,假定在表 1 中,出现了部分错误信息,设置的错误概率如表 2 所示。从数据设置可以看出,此时由于数据库不完备以及专家信息的片面,导致参数设置出现了明显的错误,例如当甲机对乙机构成攻击关系时,方位角变小的概率仅为 0.1,而当双方不构成攻击关系时,则达到 0.9,这显然是不正确的。

表 2 设置的错误点概率参数

	FW_1	FW_2	FB_1	FB_2
GJ_1	0.67	0.33	0.10	0.33
GJ_2	0.33	0.67	0.90	0.67

取 180~210 s 时间片范围内的态势情况进行仿真分析,仿真结果如图 9 所示。由图 9 可以看出,当态势变化比较平稳时,即 FW 和 FB 变化不大时,对态势推理的结果影响不大,但当到达 200 s 时,由于甲机改变航向,导致方位角信息对整个态势评估结果具有重要作用。因此,从第 201 s 开始,由于甲机并不追踪乙机,两架飞机并不构成攻击关系,到第 204 s 时,利用参数为区间概率的 VSIP-DBN 推理得到此时的攻击概率已经降到 0.3 以下;但如果利用错误的点概率信息,则直到 207 s 以后,甲对乙的攻击概率才降到 0.5 以下。由此可以看到,利用区间概率信息,可以有效地保证推理结果的正确性,避免点概率偏差导致推理结果的偏差。

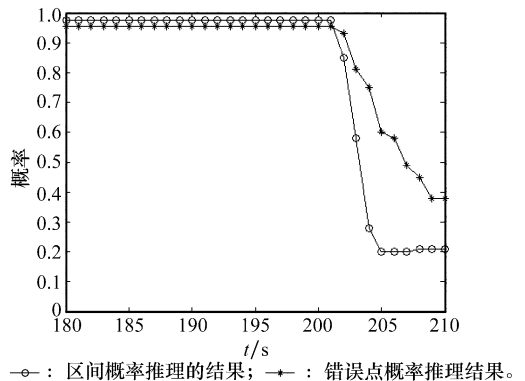


图 9 180~210 s 参数出现错误时的仿真结果

3 结论

本文在分析态势评估所采用的方法以后,针对采用贝叶斯网络评估态势的局限性,提出了一种 VSIP-DBN 进行态势评估的方法,给出了 VSIP-DBN 的定义、推理算法、结构变化的判断依据以及参数的学习方法,并将提出的 VSIP-DBN 应用于态势评估,与静态贝叶斯网络及相关文

献对比分析,所提方法能够有效地评估出当前的态势。由于所给出的网络模型能根据态势进行变化,因而能够更加准确地反映出当前的实际态势,网络参数也并不是固定的点概率,而是以区间概率的方式给出,极大地提高了评估的灵活性,避免了依据主观给定参数的片面性。

参考文献:

- [1] Chai H M, Wang B S. A fuzzy logic approach for force aggregation and classification in situation assessment[C]//*Proc. of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2007: 1220 - 1225.
- [2] Looney C G, Liang L R. Cognitive situation and threat assessments of ground battlespaces[J]. *Information Fusion*, 2003, 4(4): 297 - 308.
- [3] Hinman M L. Some computational approaches for situation assessment and impact assessment[C]//*Proc. of the 5th International Conference on Information Fusion*, 2002: 687 - 693.
- [4] Yao Z X, Li M, Chen Z J. Situation analysis method for multi-aircraft cooperated attack against multiple targets[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(2): 292 - 296. (姚宗信, 李明, 陈宗基. 多空中作战平台协同对抗多目标态势分析方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(2): 292 - 296.)
- [5] Johansson F, Falkman G A. Bayesian network approach to threat evaluation with application to an air defense scenario[C]//*Proc. of the 11th International Conference on Information Fusion*, 2008: 1352 - 1358.
- [6] Shi Z F, Liu H Y. Intelligent situation fusion assessment using Bayesian networks[C]//*Proc. of the 2nd International Conference on Information and Computing Science*, 2009: 212 - 215.
- [7] Wang L, Wang M Z. Modeling of combined Bayesian network and cognitive framework for decision making in C2[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2011, 21(5): 812 - 820.
- [8] Pearl J. *Probabilistic reasoning in intelligent systems; networks of plausible inference*[M]. San Francisco CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- [9] Shi J G, Gao X G, Wang Q G. To generate the parameters of the structure varied discrete dynamic Bayesian network adaptively[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(10): 1836 - 1839. (史建国, 高晓光, 王庆官. 变结构离散动态贝叶斯网络参数的自适应产生[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10): 1836 - 1839.)
- [10] Shi J G, Gao X G, Li X M. Modeling air combat situation assessment by using fuzzy dynamic Bayesian network[J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 18(5): 1093 - 1100. (史建国, 高晓光, 李相民. 基于离散模糊动态贝叶斯网络的空战态势评估及仿真[J]. 系统仿真学报, 2005, 18(5): 1093 - 1100.)
- [11] Gao X G, Shi J G. Structure varied discrete dynamic Bayesian network and its inference algorithm[J]. *Journal of System Engineering*, 2007, 22(1): 9 - 14. (高晓光, 史建国. 变结构离散动态贝叶斯网络及其推理算法[J]. 系统工程学报, 2007, 22(1): 9 - 14.)
- [12] He D Y, Zhou R X. Study on methods of decision-making under interval probability[J]. *Journal of Systems & Management*, 2010, 19(2): 210 - 214. (何大义, 周荣喜. 区间概率信息条件下的决策方法[J]. 系统管理学报, 2010, 19(2): 210 - 214.)
- [13] Chen H Y, Gao X G, Fan H. Inference algorithm of variable structure DDBNs and multi-target recognition[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(11): 2222 - 2227. (陈海洋, 高晓光, 樊昊. 变结构 DDBNS 的推理算法与多目标识别[J]. 航空学报, 2010, 31(11): 2222 - 2227.)
- [14] Shi D, Tan S H. A new hybrid incremental learning algorithm for Bayesian network structures [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(6): 925 - 930. (史达, 谭少华. 混合式贝叶斯网络结构增量学习算法研究[J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 925 - 930.)
- [15] Ren J, Gao X G, Ru W. Parameter learning of discrete dynamic Bayesian network with missing target data[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(8): 1885 - 1890. (任佳, 高晓光, 茹伟. 目标数据缺失下离散动态贝叶斯网络的参数学习[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(8): 1885 - 1890.)

作者简介:

胡云安(1966 -),男,教授,博士,主要研究方向为非线性控制、先进飞行器导航技术。

E-mail:hya507@sina.com

刘 振(1983 -),男,博士,主要研究方向为智能火力控制理论及应用。

E-mail:hylz1008@126.com

史建国(1965 -),男,教授,博士,主要研究方向为先进火力控制理论及应用。

E-mail:cherryapple@126.com