

# 用于态势估计的一种构造贝叶斯网络参数的方法<sup>\*</sup>

柴慧敏 王宝树

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

**摘要** 根据态势估计的特点和要求,采用 Leaky noisy-or gate 模型的方法构造,并将其应用于整个贝叶斯网络中。该方法以离散变量集为研究对象,由于满足构成 Leaky noisy-or gate 模型的条件,能够利用部分统计信息构造节点的网络参数。文中利用相关的贝叶斯网络推理软件进行了实验。实验结果表明,使用 Leaky noisy-or gate 模型的方法,对网络参数进行构造是可行的。

**关键词** 态势估计,贝叶斯网络, Noisy-or gate 模型, Leaky noisy-or gate 模型

## A Method of Constructing Bayesian Networks for Situation Assessment

CHAI Hui-Min WANG Bao-Shu

(School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract** The paper proposes the method of Leaky noisy-or gate to construct the parameters of partial nodes in Bayesian networks for situation assessment. The Leaky noisy-or gate model considers discrete variable set as the object of study. Having satisfied the conditions of Leaky noisy-or gate model, the method can utilize partial statistics to gain the nodes' parameters. A kind of Bayesian inferencing software is used in the experiment. Experimental results show that the method is available.

**Keywords** Situation assessment, Bayesian networks, Noisy-or gate model, Leaky noisy-or gate model

## 1 引言

态势估计是军事智能决策过程中的重要环节。在 C4ISR 数据融合系统中,态势估计是对战场上战斗力量部署及其动态变化情况的评价过程<sup>[1]</sup>。实现这一过程需要模仿人类专家推理的能力,即依靠丰富的领域知识,将基于知识的推理算法应用于态势估计框架中<sup>[2]</sup>。因此,如何从不确定的知识和信息中作出推理,完成对当前战场态势的解释,是实现态势估计的关键所在。

贝叶斯网络作为一种知识的表示方法和进行概率推理的框架,在具有内在不确定性的推理和决策问题中已经得到了广泛的应用<sup>[3~5]</sup>。相对于其它推理模型,贝叶斯网络能通过网络的结构和参数来表示先验知识,融合多源数据进行推理。贝叶斯网络在构造网络结构和确定其参数时可通过大量样本数据进行学习,并可在不完整数据条件下进行。为了减少数据的需求量,可以采用 Leaky noisy-or gate 模型来确定网络参数。目前,这种方法得到了一定应用,如医疗诊断系统、故障分析系统等<sup>[6,7]</sup>,并取得了较好的效果。本文根据态势估计的特点和需求,提出使用 Leaky noisy-or gate 模型来对部分结点的贝叶斯网络参数进行构造,并将其应用于整个网络中。

## 2 贝叶斯网络

贝叶斯网络是根据各个变量之间的依赖关系建立的一种概率图模型。一个贝叶斯网络可以用二元组来表示: $B = \langle G, P \rangle$ ,其中  $G$  为贝叶斯网络结构, $G = \langle V, A \rangle$  是一个有向无环图

(DAG),其结点为  $V$ ,代表了随机变量, $A$  是弧的集合,表示了节点(变量)之间的因果关系; $P$  为网络参数,代表了网络中的条件概率集合; $G$  中的每一个节点  $V_i$  都有一个条件概率表,用来表示  $V_i$  同其父节点  $Pa(V_i)$  的相互关系: $P(V_i/Pa(V_i))$ 。

贝叶斯网络中的节点  $V_i$  和其非直接父节点  $V_j$  条件独立于该节点的父节点  $Pa(V_i)$ ,即  $P(V_i/V_j, Pa(V_i)) = P(V_i/Pa(V_i))$ 。利用条件独立性,可将贝叶斯网络中的  $n$  个变量的联合概率分解为  $P(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n P(V_i/Pa(V_i))$ 。这样,随机变量集合  $V$  上的一个贝叶斯网络唯一确定了一个  $V$  上的概率分布。

## 3 Leaky noisy-or gate 模型

在利用贝叶斯网络进行推理时,合理地确定每个节点的条件概率表是非常重要的。对于由二值离散型变量所构成的贝叶斯网络,若一个节点有  $n$  个父节点,则该节点的条件概率表需要确定  $2^n$  项。当  $n$  较大时,在样本数据并不充分的情况下,获得条件概率中的每一项是很困难的。通常情况下,能够获得概率  $P(V_j/D_i)$  和  $P(\bar{V}_j/D_i)$ ,  $D_i$  为  $V_j$  的父节点。因此可以利用这样的概率,采用 Leaky Noisy-or gate 模型来近似确定节点的条件概率表。下面先讨论 Noisy-or gate 模型。

### 3.1 Noisy-or gate 模型

对于基于 Noisy-or gate 模型的贝叶斯网络,需要满足以下 3 个条件:

<sup>\*</sup> 国防科技预研基金资助项目(51406050301DZ0107)。柴慧敏 博士研究生,主要研究方向为计算机应用、信息融合技术;王宝树 教授,博士生导师,主要研究领域为智能信息处理、多传感器信息融合技术。

(1)网络中的每个节点为二值变量,即每个节点有两种状态,设为真值(T)和假值(F)。

(2)任意节点 S 的父节点为  $C_1, C_2, \dots, C_n$ , 则其父节点间相互独立。

(3)对于每一个父节点  $C_i$  有连接概率:

$$P_i = (S/D_i \text{ only}) = P(S/\bar{D}_1, \bar{D}_2, \dots, D_i, \dots, \bar{D}_n)$$

即为仅当  $C_i$  为 T, 而其它父节点为 F 时, 节点 S 为 T 的概率。

符合上述条件的贝叶斯网络构成了 Noisy-or gate 贝叶斯网络模型, 如图 1 所示。

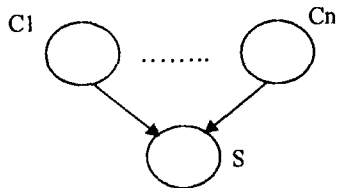


图 1 Noisy-or gate 模型

由  $P_1, \dots, P_i, \dots, P_n$  可以确定节点 S 条件概率表的其它项:

$$P(S=T/H) = 1 - \prod_{i, G \in H^+} (1 - P_i) \quad (1)$$

其中  $H$  为 S 父节点取值的集合,  $H^+$  为  $H$  的子集, 该子集由值为真值的父节点构成。

由以上可以看出, 这在一定程度上简化了网络条件概率参数的确定。但根据式(1), 当  $H^+$  为空集时,  $P(S=T/H) = 0$ 。事实上, 这在实际的应用中该概率是不会为 0 的。因此, 应该存在一些其它的未知因素在直接影响节点 S, 这需要 Leaky noisy-or gate 模型来进一步表示。

### 3.2 Leaky noisy-or gate 模型

Leaky noisy-or gate 模型是 Noisy-or gate 模型的延伸。在 Leaky noisy-or gate 模型中, 将所有未知的因素综合为一个因素, 记为  $C_L$ , 其连接概率为  $P_L$ 。因此, 节点 S 除了父节点  $C_1, C_2, \dots, C_n$ , 存在另外的影响因素  $C_L$ , 如图 2 所示。

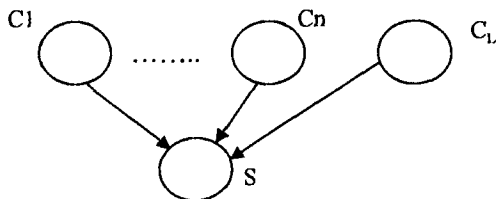


图 2 Leaky noisy-or gate 模型

下面利用 Leaky noisy-or gate 模型来计算概率  $P_i$  和  $P_L$ 。假定将 S 的父节点分为两个:  $C_i$  和  $L_{all}$ , 其中  $L_{all}$  为除  $C_i$  外所有因素的总和。相对应, 其连接概率为  $P_i$  和  $P_{all}$ 。概念上, 可以认为  $L_{all}$  总为 T 值。根据式(1), 有

$$P(S/C_i) = P_i + P_{all} - P_i P_{all} \quad (2)$$

$$P(S/\bar{C}_i) = P_{all} \quad (3)$$

由式(2)、(3)可得:

$$P_i = \frac{P(S/C_i) - P(S/\bar{C}_i)}{1 - P(S/\bar{C}_i)} \quad (4)$$

通过式(4)能够计算出节点 S 的父节点的连接概率  $P_i, \dots, P_i, \dots, P_n$ 。在得到了概率  $P_i$  后, 可以进一步计算  $P_L$ 。由于

$$P(\bar{S}/C_i=F) = \frac{\sum_{H/G \in H^-} P(\bar{S}/H)P(H)}{P(C_i=F)}$$

$$= \frac{\sum_{H/D_i \in H^-} (1 - P_i) \prod_{D_j \in H^+} (1 - P_j) \prod_{D_j \in H^+} P(D_j) \prod_{D_j \in H^-} P(\bar{D}_j)}{P(\bar{D}_i)} \quad (5)$$

由式(5), 可解得  $P_i$ 。这样, 对  $n$  个  $P_i$  用适当的方法总和起来得到  $P_L$ , 例如采用如下的加权方法:

$$P_L = \sum_i [1 - P(D_i)] P_i$$

在得到了概率  $P_1, \dots, P_i, \dots, P_n, P_L$  后, 根据式(6)就能够计算出节点 S 的条件概率表:

$$P(S=T/H) = 1 - (1 - P_L) \prod_{i, G \in H^+} (1 - P_i) \quad (6)$$

## 4 应用实例

考虑一个简单的空-空作战场景。假设我方有若干架战斗机在空中, 敌方发现后, 派出战斗机进行拦截, 双方将要在一定的空中情况下展开作战。这时, 敌方战斗机会采用攻击、相持、规避的方式与我方进行空中较量。为了获得最大的主动权, 我方需要根据当前的态势因素, 来推断敌方可能采用的战术, 以此快速而准确地采取相应的对策。

在该作战场景中, 考虑了 3 个态势因素: (1) 距离 (Range), 表示敌方与我方的相对距离, 分别为长 (long)、中 (medium)、短 (short); (2) 可见度 (Visibility), 为当前周围环境的可见程度, 分别为可见度高 (Hi) 和可见度低 (Lo); (3) 作战状态 (Geometry), 针对敌方而言, 为敌方相对于我方的作战状态, 分别为优势 (good)、劣势 (bad)。这 3 个态势因素均为模糊量。

本文以节点拦截 (Intercept) 作为双方对抗的总态势, 它有 3 个子态势: 攻击 (Attack)、规避 (Evade)、相持 (Stalemate), 其贝叶斯网络结构如图 3 所示。

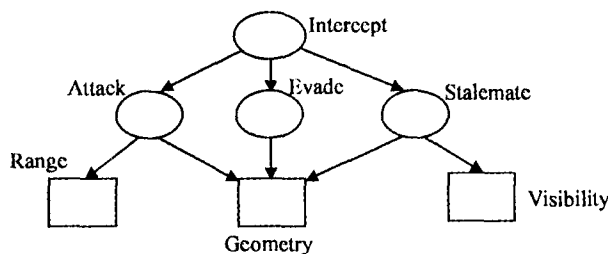


图 3 态势估计的贝叶斯网络模型

该贝叶斯网络中, 从节点 Geometry 与其父节点所组成的局部贝叶斯网络如图 4 所示, 满足 Noisy-or gate 模型的 3 个条件, 因此可以采用 Leaky noisy-or gate 模型的方法来求解 Geometry 的条件概率, 然后应用于整个贝叶斯网络。

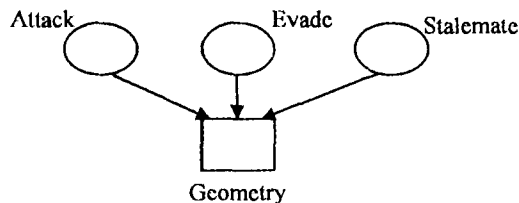


图 4 部分节点的 Leaky noisy-or gate 模型

对于图 4, 已知概率:

$$P(\text{Geometry}=\text{good}/\text{Attack}=\text{true})=0.8$$

$$P(\text{Geometry}=\text{bad}/\text{Attack}=\text{false})=0.7$$

$$P(\text{Geometry}=\text{good}/\text{Stalemate}=\text{true})=0.55$$

$$P(\text{Geometry}=\text{false}/\text{Stalemate}=\text{false})=0.7$$

$$P(\text{Geometry}=\text{good}/\text{Evade}=\text{true})=0.2$$

$$P(\text{Geometry}=\text{good}/\text{Evade}=\text{false})=0.85$$

根据式(4)计算出 Attack、Stalemate 和 Evade 的连接概率  $P_A$ 、 $P_S$  和  $P_E$ ，其值分别为： $P_A=0.71$ ； $P_S=0.36$ ； $P_E=0.06$ 。本文忽略未知因素  $C_i$  的影响，在计算节点 Geometry 的条件概率表时，直接采用式(1)。最后将该条件概率表应用于图 3 所示的贝叶斯网络中。

### 5 实验结果

我们利用 Norsys 公司的贝叶斯网络推理软件<sup>[8]</sup>对所建立的如图 3 的贝叶斯网络进行了实验验证。在验证过程中，分别对采用 Leaky noisy-or gate 模型的贝叶斯网络和一般贝叶斯网络进行了比较。该实验中对两个时刻的证据进行态势推理，下列各表中的值以百分比表示。

(1)在  $i$  时刻所得的证据为：

Range	Long	Short	medium
概率	8.55	9.63	81.8

Geometry	good	Bad
概率	22.4	77.6

Visibility	Hi	Lo
概率	25	75

由此证据可以看出，该时刻敌我双方间距适中 (medium 81.8%)，敌方相对我方的作战状态为劣势 (bad 77.6%)，可见度偏低 (Lo 75%)，此时敌方可能规避或者相持。

表 1 和 2 分别为用基于部分 Leaky noisy-or 模型贝叶斯网络和一般贝叶斯网络对上述证据进行推理的态势结果。

表 1 基于部分 Leaky noisy-or 模型贝叶斯网络的态势结果

态势 取值	Intercept	Attack	Evade	Stalemate
True	74.4	54.0	69.9	72.5

表 2 一般贝叶斯网络的态势结果

态势 取值	Intercept	Attack	Evade	Stalemate
True	78.2	58.8	71.3	78.9

由表 1 得  $i$  时刻的态势为 Stalemate (72.5%)，表 2 中 Stalemate 为 78.9%，二者相差 6.4 个百分点，较为一致。

(2)在  $i+1$  时刻所得的证据为：

Range	Long	Short	medium
概率	8.75	9.43	81.8

Geometry	Good	Bad
概率	20.6	79.4

Visibility	Hi	Lo
概率	64.5	35.5

由此证据可以看出，该时刻敌我双方间距适中 (medium 81.8%)，敌方相对我方的作战状态为劣势 (bad 79.4%)，可见度较好 (Lo 75%)，此时敌方规避的可能性较大。

表 3 和 4 分别为用基于部分 Leaky noisy-or 模型贝叶斯网络和一般贝叶斯网络对前一个证据进行推理的态势结果。

表 3 基于部分 Leaky noisy-or 贝叶斯网络的态势结果

态势 取值	Intercept	Attack	Evade	Stalemate
True	70.3	52.5	68.8	58.0

表 4 一般贝叶斯网络的态势结果

态势 取值	Intercept	Attack	Evade	Stalemate
True	74.9	58.8	73.3	66.2

由表 3 得  $i$  时刻的态势为 Evade (68.8%)，表 (4) 中 Evade 为 73.3%，二者相差 4.5 个百分点，较为一致。

从以上实验可以看出，采用基于部分 Leaky noisy-or 模型贝叶斯网络和一般贝叶斯网络所得的推理结果基本是一致的，表明应用该模型是可行的。

**结论** 本文针对战场态势估计的特点，对部分贝叶斯网络节点的参数，采用 Leaky noisy-or gate 模型的方法进行构造，实验结果表明该方法是可行的。该方法能够利用部分统计信息来构造节点的条件概率表。但是，利用 Leaky noisy-or gate 模型确定节点的参数时，要求该节点与其父节点所组成的局部关系满足 noisy-or gate 模型的条件。并不是所有的节点都满足这样的条件，这是该方法应用的局限性。

### 参考文献

- Hall D L, Llinas J. Handbook of Multisensor Data Fusion. Washington DC, NY: CRC Press, 2001
- Gonsalves P, Rinkus G, Ton N. A Hybrid Artificial Intelligence Architecture for Battlefield Information Fusion [A]. In: 2nd International Conference on Information Fusion [C], Sunnyvale, CA, 1999
- Das S, Grey R, Gonsalves P. Situation assessment via Bayesian belief networks. Information Fusion. In: Proceedings of the Fifth International Conference on, vol 1
- Bladon P, Hall R J, Wright W A. Situation assessment using graphical models. Information Fusion. In: Proceedings of the Fifth International Conference on, Vol 2
- Chen R, Sivakumar K, Kargupta H. Distributed Web Mining using Bayesian Networks from Multiple Data Streams. In: Proc. IEEE International Conference on Data Mining, ICDM 2001, 2001
- Wang Hua-Wei, Zhou Jing-Lun, He Zu-Yu. An Uncertain Information Fusion Method for Fault Diagnosis of Complex System. In: Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics, November 2003
- Nikovski D. Constrcting Bayesian Networks for Medical Diagnosis from Incomplete and Partially Correct Statistics. IEEE Tran Knowledge and Data Engineering, 12(4)
- http://www.norsys.com