

面向战场态势评估的联合树相关推理

张海生^{1,2}, 缪婵娜²

(1 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084; 2 清华大学 软件学院, 北京 100084)

摘 要: 本文首先从战场态势与事件间的因果关系出发, 构建了用于态势评估的贝叶斯网络推理模型; 分析了联合树算法在态势评估中所存在的问题, 结合基于 D 分离的相关推理在模型结构挖掘方面的特性, 提出了一种联合树相关推理方法; 最后, 通过实验验证了该方法的有效性和准确性, 为态势评估下的精确推理提供了一种有效的解决方案。

关键词: 态势评估; 贝叶斯网络; 联合树; 相关推理

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)09-0026-04

Situation Assessment Based on Junction Tree Relevance Reasoning

ZHANG Hai-sheng^{1,2}, MIAO Chan-na²

(1 School of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2 School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In this paper, first a Bayesian network reasoning model for situation assessment is built according to the causal link between the battlefield situation and events. Then a problem occurred when applying junction tree algorithm to situation assessment is analyzed. Combining with the characteristics of relevance reasoning based D-Separation in model structure mining, a junction tree relevance reasoning method is proposed. Finally, the validity and accuracy of the method is verified by experiment, providing an effective solution of precise reasoning under situation assessment.

Key words: situation assessment; Bayesian network; junction tree; relevance reasoning

1 引言

态势评估是军事智能决策系统重要的研究内容之一。随着现代战场环境的复杂性和不确定性的提高, 对态势评估系统提出了更高的要求。以概率论为基础的贝叶斯网络, 是一种不确定性知识表示和推理的数学模型, 它把知识的不确定性和事件间的因果关系以图形化的方法直观地表示出来, 并以概率的形式进行精确计算, 可以满足态势评估领域的更高层次需求。

近年来, 研究人员针对贝叶斯网络提出了多种有效的推理算法, 包括精确推理与近似推理。精确推理以其计算速度快, 推理精度高而被广泛的应用在

诸多领域, 其中联合树算法^[1-2]是目前计算速度最快, 应用最为广泛的精确推理算法^[3]。但 Cooper^[4]已经证明了贝叶斯网络下的精确推理是 NP 困难的, 这使得精确推理在实际应用中受到极大限制。本文从引入的观测证据和目标态势出发, 利用 D 分离准则来寻找贝叶斯网络中蕴含的条件独立关系, 提出了一种联合树相关推理(Junction Tree Relevance Reasoning, JT-RR)方法, 并应用到态势评估系统中。实验表明, 该方法在保证计算精度的前提下, 能够显著地提高态势评估系统的推理效率。

2 面向态势评估的贝叶斯网络

贝叶斯网络^[5]也称信度网络, 是通过一个有向

收稿日期: 2012-11-15; 修回日期: 2012-12-22

基金项目: 国家十二五探索项目(8134226)

无环图来表示一系列随机变量和它们之间条件依赖关系的图形化概率模型,可表示为: $B=\langle G, P \rangle$. 在态势评估中, $G=\langle V, E \rangle$ 用来表示一个具有 N 个战场态势的因果关系网, V 表示态势节点, E 表示态势节点之间的因果关系, P 为网络中的条件概率表(CPT),表示态势节点之间依赖关系的强度. 每个节点都有一个条件概率表来表示同其父节点 $P_a(V_i)$ (V_i) 之间的因果关系. 贝叶斯网络中的节点和其非直接父节点条件独立于该节点的父节点 $P_a(V_i)$,即

$$P_a(V_i/V_j, V_i) = P(V_i/P_a(V_i))$$

根据概率论的链式规则和贝叶斯网络的条件独立性,贝叶斯网络中的联合概率分布为:

$$P_a(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n P(V_i/P_a(V_i))$$

在态势评估中,战场态势是交战双方为实现其作战目的所实施的兵力部署、作战行动以及作战计划而形成的战场综合形势. 一般包括以下内容:敌我双方目标的时空状态及属性;双方的兵力部署;战场的气象、地理环境;敌方作战计划、作战行动等. 态势评估主要包括三个层次:其中第1层是全局态势,表示敌方的最终意图;第2层是构成全局态势的子态势,表示局部战场态势,由于贝叶斯网络是一个分级多层融合的过程,所以子态势一般不止一层;第3层是作战行动事件,源于一级数据融合的结果. 事件与子态势之间,子态势与全局态势之间通过因果关系相连,从而构造出面向态势评估的贝叶斯网络模型.

3 联合树相关推理

贝叶斯网络推理是指利用贝叶斯网络的结构及其条件概率表,在给定证据变量集合 $E=e$ 后计算查询变量集 Q 的概率分布,即:

$$P(Q | E = e) = \frac{P(Q, E = e)}{P(E = e)} = \alpha \sum_{x \sim (que)} P(X)$$

推理的过程实际上是依靠消息传递来完成的,而网络结构的复杂程度决定了消息的传递效率. 基于 D 分离的相关推理^[6]通过挖掘模型结构和数值特性这一预处理过程,来测算网络中需要进行推理计算的部分,从而生成比原始网络连通性更低、网络规模更小的子网络,提高推理计算的效率.

3.1 相关推理的主要思想

在通常的联合树算法当中,每当加入证据时,都需要通过消息传递过程来使联合树重新达到全局一致性,这个过程需要对整个网络结构进行概率更新. 随着网络节点的增多,网络结构越来越复杂,推理的

计算复杂度也随着节点的增多呈指数增长,推理效率大大降低. 在态势评估过程中,我们并不需要关心网络中的所有态势,而是部分感兴趣的目标态势. 相关推理能够充分挖掘态势与态势之间,态势与事件之间的条件独立关系,基于引入的观测证据和目标态势对推理网络进行结构上的优化.

在相关推理中,在给定证据集 ϵ 下,与目标节点集 τ 概率独立的节点关于 τ 的推理是计算不相关的. 图1举例说明了基于 D 分离的相关推理从原始网络到一个相关子网的构造过程. 在图1(a)的起始网络中, $\epsilon=\{D, G\}$ 是证据节点集, $\tau=\{B, E\}$ 是目标节点集,我们通过移除概率独立节点 F 和 H 获得了图1(b)中的网络. 在给定证据集 ϵ 下,图1(a)与图1(b)关于 τ 的后验概率计算是等价的.

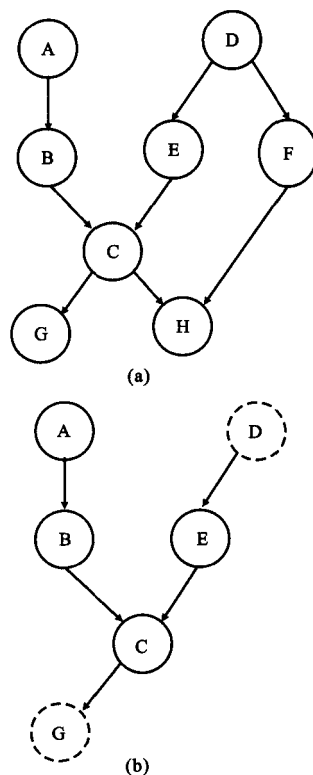


图1 一个相关推理的简单图例

即便我们对网络中的所有节点都感兴趣,相关推理的方法仍然是非常有效. 当原始网路非常大的时候,计算所有节点的后验概率是不可能的,特别是联合树算法需要大量的内存空间. 在这种情况下,我们可以利用相关推理方法把网络分解成几个部分交叠的子网. 因为更新所有子网所需要的总时间要远远小于更新整个网络的时间,所以基于相关推理的网络分解将明显提高消息传递速度和推理效率,使得态势评估下的联合树推理成为可能.

3.2 联合树相关推理方法的描述与实现

JT-RR 算法是建立在相关推理基础上一种改进的联合树算法,其实现过程是首先通过相关推理把原贝叶斯网络分解成多个子网,再把各子网分别转换成联合树,最后通过定义在联合树上的消息传递过程,来计算后验概率分布. JT-RR 算法的实现如下:

第一步:基于相关性的网络分解;首先把目标

态势集划分成多个目标态势子集 τ_i ,在给定证据集合 ϵ 下,利用相关推理寻找与 τ_i 的后验概率计算相关的节点集合 V_i ,从而获得对应的子网 G_i ,这样我们就把整个网络分解成了多个结构简单、互有交叠的子网络.如图2中,给定证据节点集合 $\epsilon=\{G\}$ 和目标态势子集 $\tau_1=\{A\}$ 和 $\tau_2=\{F\}$,依次把图1(a)中的网络分解成两个子网 G_1 和 G_2 .

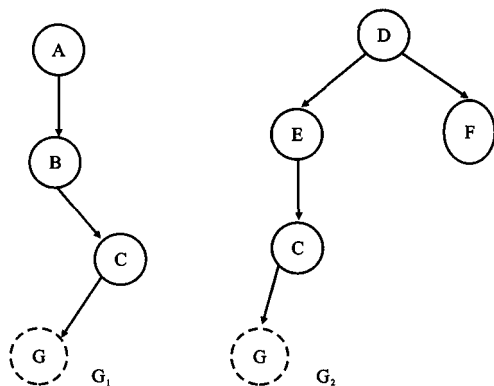


图2 基于相关推理的网络分解

第二步:构造联合树;把步骤一中得到的子网分别进行 Moral 和三角化处理,转化成无向三角化图,然后通过变量消除的方法确定团节点(Clique)和分隔节点 S. 团节点由原贝叶斯网络中的一组随机变量构成,是无向图中最大的全连通子图. 连接相邻团节点的称为分隔节点,分隔节点的变量为其连接的相邻团节点所含变量的交集.

第三步:参数初始化;联合树形成后,要将贝叶斯网络中的条件概率表转换到联合树中,利用公式 $\Phi_c = \Phi_c * P(V|P_a(V))$ 和 $\Phi_s = 1$ 为所有节点指定分布函数. 且满足:

$$P(X) = \prod_{C \in \text{Cluster}} \Phi_C / \prod_{S \in \text{Separator}} \Phi_S$$

$P(X)$ 是贝叶斯网路中表示的联合概率分布.

第四步:吸收证据,进行消息传递;在联合树的推理过程中,消息会依次传遍联合树的每个节点. 若联合树中由分隔节点 S 相连的任意两个相邻团节点 C_i 和 C_j 满足:

$$\sum_{C_i \setminus S} \Phi_{C_i} = \Phi_S = \sum_{C_j \setminus S} \Phi_{C_j}$$

则称该联合树满足全局一致性. 消息传递结束后会重新得到全局一致的联合树,便可计算原贝叶斯网络中节点 V 的团节点 C 的分布函数 Φ_c . 通过边缘化操作 $P(V) = \sum_{C \setminus \{V\}} \Phi_c$,便可计算出变量 V 的概率分布,若求 $P(V|E)$,则利用条件概率公式:

$$\frac{P(V=v | E=e) = P(V=v, E=e)}{P(E=e)}$$

和相应团节点的分布函数即可求出结果. JT-RR 算法的核心是基于相关推理的网络分解和消息传递过程中的概率计算.

4 实验分析

考虑一个空战场景,敌方有若干架飞机向我方区域靠近,雷达发现后,我方派出飞机进行跟踪和拦截. 这时,敌方飞机有可能采取攻击、撤退、相持或是侦查的方式与我军展开作战或是相持. 而我方需要根据当前的态势因素推断敌方可能采取的策略,从而做出快速准确的军事决策. 我们以拦截(Intercept)作为全局态势为例,其包含三个子态势:攻击(Attack),撤退(Retreat)和相持(Stalemate),而攻击态势包含的子态势有低飞(Low-flight),俯冲(Dive)和武器舱打开(Weapon)等. 贝叶斯网络结构如图3所示. 在本例中假定拦截的概率为 0.8. 如果我方拦截 $P(\text{Intercept}) = \text{true}$,敌方发起进攻的概率为 0.5,即 $P(\text{Attack}/\text{Intercept} = \text{true}) = 0.5$;如果不拦截 $P(\text{Intercept}) = \text{false}$,敌方攻击的概率为 0.2,即 $P(\text{Attack}/\text{Intercept} = \text{false}) = 0.2$,其他的条件概率表用相同的方法指定.

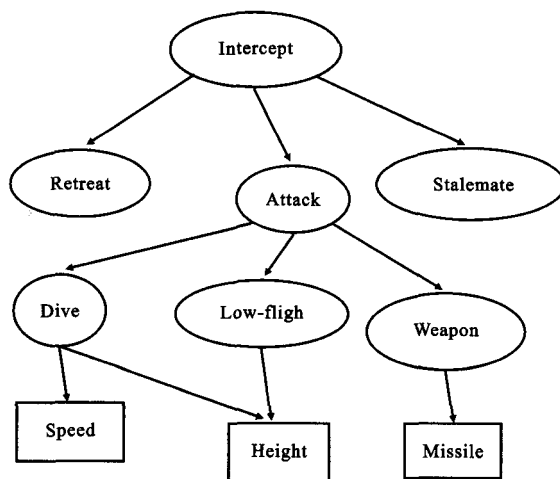


图3 战场态势下的简单贝叶斯网络模型

基于上述应用场景,本文采用 Genie 图形推理工具构造了用于态势评估的贝叶斯网络推理模型,并通过美国匹兹堡大学决策系统实验室发布的

Smile 软件包分别对联合树(JT)算法和联合树相关推理(JT-RR)算法进行了实验对比分析。

在图4中,可以看出随着目标态势节点数量的增多,JT-RR算法的推理时间也相应的呈线性增长。这与之前的讨论是吻合的,因为目标态势节点的增多意味着更多的网络节点需要进行推理计算,分解后的子网络更多,结构也更加复杂,推理时间也就随之增多。

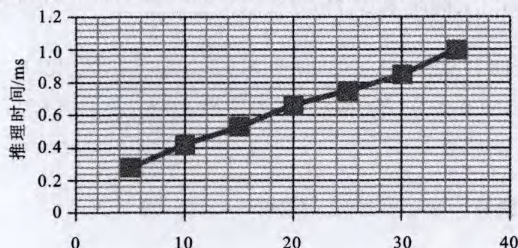


图4 不同目标态势节点数量下 JT-RR 算法推理时间

在图5中,两种算法的推理时间都随着网络规模的增大而增大。当网络规模较小时,JT-RR算法对于网络结构的优化并不明显,因此两种算法的推理时间相差不大。但是随着网络结构越来越复杂,JT-RR算法的计算效率就明显优于JT算法,而且这种优势表现的愈加突出。

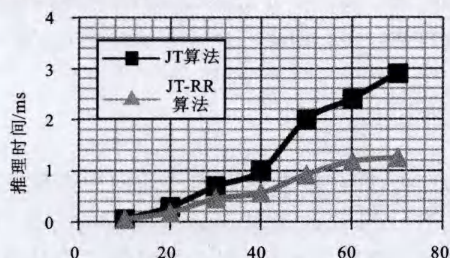


图5 JT 算法与 JT-RR 算法推理时间对比图

在图6中,相比于JT算法,JT-RR算法的计算偏差基本保持在2%~3%之间,而且偏差值随着网络规模的增大基本保持稳定。由于战场态势评估本身就是一个不确定性推理的过程,推理结果往往就带有一些不确定性,因此JT-RR算法相比于JT

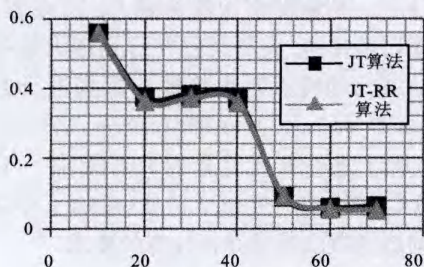


图6 JT 算法与 JT-RR 算法推理结果对比

算法的计算偏差相对来说还是非常合理的。综合看来,JT-RR算法在确保推理结果准确的前提下,将联合树算法成功应用到战场态势评估当中,有效的解决了战场态势评估下的精确推理问题。

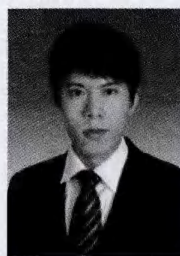
5 结束语

本文构建了用于态势评估的贝叶斯网络推理模型,并提出了一种基于相关推理的JT-RR算法。该算法利用基于D分离的相关推理,解决了态势评估中联合树算法的推理效率问题。最后,通过实验验证了JT-RR算法的有效性和正确性。在实际应用中,特别是在复杂网络结构下的战场态势评估中,该算法具有明显的优势。

参考文献:

- [1] Xia Y, Prasanna V K. Junction tree decomposition for parallel exact inference[C]// Proceedings of the 22nd IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium. USA: Uiami, Florida, 2008.
- [2] 马静,李伟华. 基于贝叶斯网络的战场目标威胁评估[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(7): 84-87.
- [3] 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(5): 935-939.
- [4] Cooper G F. The computational complexity of probabilistic inference using bayesian belief networks [J]. Artificial Intelligence, 1990(42): 393-405.
- [5] Pearl J F. Propagation and structuring in belief networks [J]. Artificial Intelligence, 1986, 29(3): 241-288.
- [6] Lin Y, Drudzel M J. Computational advantages of relevance reasoning in bayesian belief networks [C]// Proceedings of the Thirteenth Conference, Morgan Kaufmann, San Francisco, Uncertainty in Artificial Intelligence, CA, 1997.

作者简介:



张海生 男,(1986—),硕士研究生. 研究方向为战场态势评估、贝叶斯网络推理。

缪禅娜 女,(1988—),硕士研究生. 研究方向为战场态势评估下的时间序列预测。