计算机科学2002Vol. 29№. 11

用于态势评估中因果推理的贝叶斯网络*)

Bayesian Networks for Causal Reasoning in Situation Assessment

李伟生　王宝树
(西安电子科技大学计算机学院　西安710071)

Abstract Causal reasoning plays an important role in situation assessment (SA). Using Bayesian networks to find out the hidden patterns between situation hypothesis and events is the function needed to accomplish in situation assessment. Based on different link relationship, a Bayesian network model for situation assessment is analyzed in this paper. To overcome the weakness of this model in application for dynamic changed scenario, this paper presents an approach that uses a dynamic Bayesian network to represent features of the situation hypothesis and events. And the algorithms of propagation of corresponding information through the network are introduced respectively.

Keywords Bayesian networks, Dynamic Bayesian networks, Situation assessment, Events

1 引言

贝叶斯网络是由 R. Howard 和 J. Matheson 于1981年提出来的，它主要用来表述不确定的专家知识。后来经过 J. Pearl[1,2]，D. Heckerman[3]等人的研究，贝叶斯网络的理论及算法有了很大的发展。作为一种知识表示和进行概率推理的框架，贝叶斯网络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，例如概率专家系统、计算机视觉和数据挖掘等。

贝叶斯网络技术的优点在于它是神经网络和贝叶斯推理的结合。与通常的神经网络(比如前向神经网络)类似，贝叶斯网络也使用结点和弧来代表域知识，结点之间可以通过弧来传播新的信息，网络中保存的知识可以由专家指定，也可以通过样本进行学习。由于贝叶斯网络还使用了具有语义性的贝叶斯推理逻辑，因此，它与神经网络相比更能反映容易理解的推理过程。

态势评估(Situation Assessment)可归为一个多假设动态分类问题，它在工业控制、系统故障诊断、军事数据融合等领域中有着广泛应用。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，它采取“等和看”(Wait & See)策略，根据不断到来的数据逐步达到对敌方意图的辨别。根据 Kirillov[4]的知识模型，态势假设可分解成由各子任务(或称为事件)按一定逻辑关系组成的层次结构，其中一些子任务的输出可以作为其它子任务的输入。由于事件发生以及专家知识等不确定性因素的影响，使得将贝叶斯网络引入态势估计很有必要。

A. X. Miao[5]等人提出了用于态势评估的一种贝叶斯网络模型，本文详细分析了该模型的信息传播算法。该模型实际上是一种静态的贝叶斯网络，我们必须事先假定与某一态势相关的某些事件，并且事件之间的连接关系唯一。因此，在计算过程中它必须依赖相应的知识模板。然而，由于战场场景是一个动态变化的过程，有的事件的发生是不可预知的，我们往往也不能获得关于场景的完整知识，使得建立的这种静态网络模型有一定的局限性。因此，本文提出使用一种动态的贝叶斯网络来代表态势与事件之间的连接关系，该网络随着事件的发生动态建立，并介绍了相应的置信度更新算法。

2 贝叶斯网络

贝叶斯网络是根据贝叶斯推理建立的各个变量之间依赖关系的图形模型。为了进行概率推理，需要给出一组随机变量的联合概率分布。

一个贝叶斯网络是一个二元组 $B=\langle G,P\rangle$，其中：

·网络结构 G，$G=\langle V,A\rangle$是一个有向无环图(DAG)，其结点为 $V=\{V_1,V_2,\cdots,V_n\}$，$n\geq 1$，A 是弧的集合。

·网络参数 P，P 中的每一个元素代表结点 V_i 的条件概率密度，由概率的链规则得：

$$P(V)=P(V_1,V_2,\cdots,V_n)=\prod_{i=1}^{n}P(V_i|V_1,V_2,\cdots,V_{i-1}) \tag{1}$$

对于 n 个离散二值随机变量，要确定它们的联合分布，需要给出2^n-1个概率值，当 n 较大时，巨大的存储要求往往难以满足。因此，一定的假设独立性是必要的。随机变量间的假设独立性原则使得贝叶斯网络所需定义的先验概率大为减少，联合概率分布由随机变量各自的分布的乘积所唯一确定。

对于任一结点 V_i，必可以找到一个与 V_i 条件都不独立的最小子集 $U_i\subseteq\{V_1,V_2,\cdots,V_{i-1}\}$，使得

$$P(V_i|V_1,V_2,\cdots,V_{i-1})=P(V_i|U_i) \tag{2}$$

这里的 U_i 就是 V_i 在 G 中的父结点集合。

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

$$P(V)=\prod_{i=1}^{n}P(V_i|U_i) \tag{3}$$

3 态势评估的贝叶斯网络模型

为了在态势评估的贝叶斯网络模型中体现出态势和事件的层次关系，我们使用两种类型的结点来分别代表态势(圆形)和事件(方形)结点。如图1所示，在所建立的贝叶斯网络模型中，网络的上部分是单元素集态势结点，每个结点表示一种

*)本课题得到国防科技预研基金项目(00J6.6.1 DZ0103)资助。李伟生　博士研究生，主要研究方向为计算机应用、信息融合高层处理。王宝树　教授，博士生导师，主要研究领域为计算机应用、多传感器信息融合技术。

特定的态势，态势结点的下面是事件结点，对于一个事件结点有限集 $E_i=\{E_{i1},E_{i2},\cdots\}$，其中 $E_{i1},E_{i2},\cdots$ 互斥且组成完备的 E_i。

我们把态势看作假设的原因，事件看作结果，而从传感器获得的数据则可以看作是已经检测到的结果（证据）。态势评估从检测事件的发生开始，在检测到事件后，事件对态势的影响可以通过贝叶斯逻辑后向传播来估计态势与事件间的联系，更新了的态势信度则又通过前向推理来驱动对将来事件发生的预测，从而在有新的事件线索到来时引起新一轮的态势评估。

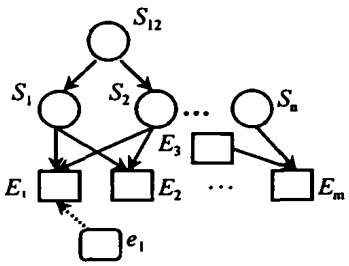

图1　态势评估的贝叶斯网络模型

在所建立的贝叶斯网络结点之间通过三种关系互相连接：态势—态势、态势—事件、事件—事件连接。

3.1　态势—态势连接

态势—态势连接代表了态势结点之间的依赖关系。如果一个态势结点 S_{1N} 的各个态势子集 $S_1,S_2,\cdots,S_N$ 相互独立，则可以使用一层树结构来表示这些态势结点间的关系，且

$$Bel(S_{1N})=\sum_{i=1}^{N}Bel(S_i) \tag{4}$$

式中 $Bel()$ 表示结点的信任函数。上式表示，一个态势结点的置信度是其各个子态势置信度的总和，也就是说，某个子态势的置信度不可能大于其父态势的置信度。因此，如果某个态势发生的置信度很小，则我们可以不予考虑其子态势，在实际应用中，这样可以减少态势评估过程中包含的结点数目，从而简化网络模型。

态势结点间的连接可以看作单元素集树状网络。假设由事件传来的证据 e 直接作用于态势结点 S，有似然率

$$\lambda=P(e|S)/P(e|\neg S) \tag{5}$$

λ 反映了证据 e 支持态势 S 的程度。

引入证据 e 后，态势结点 S 的置信度更新为：

$$Bel'(S)=\alpha\lambda Bel(S) \tag{6}$$

其中，α 为归一化因子，有

$$\alpha=[\lambda Bel(S)+1-Bel(S)]^{-1} \tag{7}$$

更新结点 S 的置信度后，S 向其邻近结点传播以下消息：向每个子孙结点传播 $m^-=\alpha\lambda$；向父结点传播 $m_1^+=Bel'(S)$，$m_2^+=\alpha$。S 的邻近态势结点的置信度更新为[1]：

·S 的子孙结点，比如 Z：

$$Bel'(Z)=m^-Bel(Z) \tag{8}$$

·S 的父结点，比如 X：

$$Bel'(X)=m_2^+[Bel(X)-Bel(S)]+m_1^+ \tag{9}$$

X 再向其父结点传播消息 $(m_1^+)'=Bel'(X)$，$(m_2^+)'=m_2^+$。

·S 的兄弟结点，比如 Y：

$$Bel'(Y)=m_2^+Bel(Y) \tag{10}$$

3.2　事件—事件连接

事件—事件连接表示了事件结点之间的推理关系。如果一个事件结点的 m 种独立状态与另一事件结点的 n 种状态之间存在连接，那么这种连接可以通过一个 $m\times n$ 维的条件概率矩阵 $[P_{mn}]$ 来表示。矩阵中的每一个元素 $P_{ij}=P(E_i|E_j)$，$1\leqslant i\leqslant m$，$1\leqslant j\leqslant n$，表示如果一个事件状态为 E_j，则另一事件状态 E_i 预计发生的概率为 P_{ij}。

事件—事件结点间的连接是一个单连通网络。假设网络中一个结点 B 可以表示为有限集 $B=\{B_1,B_2,\cdots,B_n\}$，其中 $B_1,B_2,\cdots,B_n$ 相互排斥，则 $B_i(1\leqslant i\leqslant n)$ 的置信度可表示为[2]：

$$Bel(B_i)=\alpha\lambda(B_i)\pi(B_i) \tag{11}$$

式中，α 为归一化因子；$\lambda(B_i)=P(D_B^-|B_i)$，$D_B^-$ 代表网络中以结点 B 为根的树的数据信息；$\pi(B_i)=P(B_i|D_B^+)$，D_B^+ 代表网络中除去以结点 B 为根的树的其它数据信息。

可以看出，$\pi(B_i)$ 反映了 B 的祖先对 B_i 的因果（预计）支持，而 $\lambda(B_i)$ 反映了 B 的子孙对 B_i 的诊断（回顾）支持。

为了反映 B 的子孙在 B 处融合的信息，假设上面的 D_B^- 可分为 r 个子集 $D^{1-},D^{2-},\cdots,D^{r-}$，其中每一个子集表示父结点为 B 的子树，则根据条件独立性的定义，有：

$$\lambda(B_i)=P(D_B^-|B_i)=\prod_k P(D^{k-}|B_i) \tag{12}$$

当有新的信息到来时，给定结点的参数 λ 和 π 的取值可以由相邻结点的 λ 和 π 的取值决定。例如，假定结点 E 是结点 B 的第 k 个儿子，计算式(12)中的第 k 个被乘数，有：

$$\lambda_E(B_i)=P(D^{k-}|B_i)=\sum_j P(E_j|B_i)\lambda(E_j) \tag{13}$$

上式表明，式(12)中的每个被乘数 $P(D^{k-}|B_i)$ 可被处理成 B 的第 k 个儿子向 B 发送的消息。

同样，给定结点的 π 参数可由其父节点的 π 参数和兄弟结点的 λ 参数确定。例如，假设 A 为 B 的父结点，有：

$$\pi(B_i)=\sum_j P(B_i|A_j)\pi_B(A_j) \tag{14}$$

式中

$$\pi_B(A_j)=\alpha\pi(A_j)\prod_m\lambda_m(A_j) \tag{15}$$

其中 m 为 B 的兄弟结点。

通过(13)式和(15)式，当有新的信息到来时，就可以实现事件结点间信息的传播。

3.3　态势—事件连接

态势—事件连接代表了态势 S 与其相联系的事件 $E_1,E_2,\cdots,E_M$ 间的因果关系。如果事件 E_i 具有 l 种状态，则这种关系可以使用一个 $l\times 2$ 维的概率矩阵来进行说明。如果态势为 S（或 $\neg S$），则事件 E_i 预计发生的概率为：

$$P(E_i|S)=(P_{11},P_{21},P_{l1})^T$$

$$P(E_i|\neg S)=(P_{12},P_{22},P_{l2})^T$$

当有信息从态势结点传向事件结点时，事件结点的置信度等于态势结点的置信度乘以相应的条件概率矩阵。当有信息从事件结点传向态势结点时，由(5)式计算出似然比，然后更新态势结点的置信度。

网络初始化时，需要事先给定态势结点的初始置信度以及态势—事件、事件—事件连接的条件概率矩阵等先验知识。态势结点还需要事先给定一定的阈值，一旦某个态势的置信度超过了该阈值，我们就认为该态势发生。

4　态势评估的动态贝叶斯网络模型

我们在上面介绍的贝叶斯网络实际上是一个静态的模型，在计算过程中它必须依赖相应的知识模板。在战场场景动

态变化的情况下，它往往不能满足求解态势评估问题的要求。因此，为了反映态势与事件间随观察变化的连接关系，下面我们考虑使用一种动态的贝叶斯网络来求解态势评估问题。

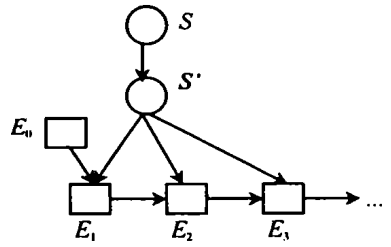

图2　态势评估的动态贝叶斯网络模型

假设目标的当前态势 S，$S=\{S_1,S_2,\cdots\}$是一个有限集，其中 $S_1,S_2,\cdots$互斥且组成完备的 S，态势 S 表示了目标的当前意图。假设目标当前发生了事件 E_0，我们使用当前态势 S 和当前事件 E_0来对目标的下一态势和下一事件进行预测，并在观察到新的事件发生时，在建立的贝叶斯网络上动态添加新的事件结点，然后在网络结点间传播和融合这些新的信息，获得更新的态势结点的置信度。建立的贝叶斯网络模型如图2所示。

在图2所示的模型中，根据假设独立性原则，有：

$$P(E_1|S',S,E_0)=P(E_1|S',E_0) \tag{16}$$

当 $n\geqslant 0$时，有

$$P(E_{n+1}|S',S,E_0,\cdots,E_n)=P(E_{n+1}|S',E_n) \tag{17}$$

因此，我们可以获得以下的更新式子：

$$\begin{aligned}&P(E_1|S,E_0)\\&=\sum_i P(E_1|S'_i,S,E_0)P(S'_i|S,E_0)\\&=\sum_i P(E_1|S'_i,E_0)P(S'_i|S,E_0)\end{aligned} \tag{18}$$

$$P(S'|S,E_0)=P(S'|S) \tag{19}$$

当 $n\geqslant 0$时，有

$$\begin{aligned}&P(E_{n+1}|S,E_0,\cdots,E_n)\\&=\sum_i P(E_{n+1}|S'_i,S,E_0,\cdots,E_n)P(S'_i|S,E_0,\cdots,E_n)\\&=\sum_i P(E_{n+1}|S'_i,E_n)P(S'_i|S,E_0,\cdots,E_n)\end{aligned} \tag{20}$$

$$\begin{aligned}&P(S'|S,E_0,\cdots,E_{n+1})\\&=\frac{P(E_{n+1}|S',S,E_0,\cdots,E_n)P(S'|S,E_0,\cdots,E_n)}{P(E_{n+1}|S,E_0,\cdots,E_n)}\\&=\alpha P(E_{n+1}|S',E_n)P(S'|S,E_0,\cdots,E_n)\end{aligned} \tag{21}$$

式中，α 为归一化因子。

网络初始化时，需要事先给定态势结点 S 和事件结点 E_0 的置信度，然后利用结点间连接的条件概率矩阵更新结点 S' 和 E_1的置信度。在观察到新的事件发生时，在建立的贝叶斯网络上动态添加这些事件作为新的证据，再使用(20)和(21)式更新结点 S'和下一事件发生的置信度，直到 S'的置信度超过了预先设定的阈值，即认为该态势已经发生。

结束语　用贝叶斯网络找出态势假设和事件之间的潜在关系，正是态势评估所需完成的功能，但是利用贝叶斯网络进行态势评估，主要还存在两个方面的问题：态势元素的提取和先验知识的获取，前者直接决定了网络的结构，而当变量增多时，可能的网络结构成倍增加，也就需要更多的先验知识。对于本文建立的两种贝叶斯网络模型，先验知识的获取需要通过预先设立的知识库，尽管后一种模型可以反映战场场景的动态变化，但是动态网络在建立时由于事件发生的不确定性，使得先验知识的获取更为困难。由于我们不可能对所有的网络结构进行计算，因此在实际应用中必须依赖专家知识进行一定的网络选择。

参 考 文 献

1 Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Mateo, CA, Morgan Kaufmann, 1988

2 Pearl J. On Evidence Reasoning in a Hierarchy of Hypotheses. Artificial Intelligence, 1986, 28: 9～15

3 Heckerman D. A Bayesian Approach for Learning Causal Networks. In: Proc. of the 11th Conf. of Uncertainty in Artificial Intelligence, San Francisco, 1995. 285～295

4 Kirillov V P. Constructive Stochastic Temporal Reasoning in Situation Assessment. IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics, 1994, 21(7): 1099～1113

5 Miao A X, Zacharias G L, Kao S-P. A computational situation assessment model for nuclear power plant operations. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part A, 1997, 27(6): 728～742

6 Albrecht D, Zukerman I, Bud A. Towards a Bayesian model for keyhole plan recognition in large domains. In: Proc. of the Sixth Intl. Conf. on User Modeling, Sardinia, Italy, 1997. 365～376

（上接第104页）

4 Sandhu R S, et al. Role-Based Access Control Models. IEEE Computer, 1996, 29(2): 38～47

5 Nyanchama M, Osborn S. The role graph model and conflict of interest. ACM Transactions on Information and System Security, 1999, 2(1): 3～33

6 Ferraiolo D F, Barkley J F, Kuhn D R. A role-based access control model and reference implementation within a corporate intranet. ACM Transactions on Information and System Security, 1999, 2(1): 34～64

7 Park J S, et al. RBAC on the Web by Smart Certificates. In: Proc. of the fourth ACM workshop on role-based access control, 1999

8 Sandhu R, et al. The ARBAC97 model for role-based administration of roles. ACM Transactions on Information and System Security, 1999, 2(1): 105～135

9 Moffett J D, Lupu E C. The uses of role hierarchies in access control. In: Proc. of the fourth ACM workshop on role-based access control, 1999

10 Sandhu R S. Role Activation hierarchies. In: Proc. of 3rd ACM Workshop on Role-Based Access Control, Oct. 1998

11 钟华，等. 扩充角色层次关系模型及其应用. 软件学报, 11(6): 779～784

12 Chen Feng, et al. Constraint for Role_based Access Control. In: Proc. of the first ACM workshop on role-based access control, 1996

13 Sandhu R S. Rationale for the RBAC96 Family of Access Models. In: Proc. of first ACM Workshop on RBAC, 1996

14 Munawer Q. Administrative Models for Role-Based Access Control. Dissertation for Doctor degree, George Mason University, 2000

15 Sandhu R S, Munawer Q. The ARBAC99 Model for Administration of Roles, 1999

16 Sandhu R S, Munawer Q. The RRA97 Model for Role_based Administration of Role Hierarchies. In: Proc. of 14th Annual Computer Security Application Conf. 1998