

文章编号: 2095-4980(2024)05-0558-07

## 基于模糊贝叶斯网络的引水隧洞安全评价模型分析

皮明, 杨涛, 张良, 田华平, 黄山河

(西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

**摘要:** 为准确预测黄河引水隧洞安全隐患, 提出基于模糊集理论和主观贝叶斯方法的模糊贝叶斯安全评价模型。结合实际巡检数据, 模型使用贝叶斯网络处理模糊信息与不确定信息, 将巡检数据中给出的多态性故障事件模糊化; 再通过贝叶斯网络的条件概率表找出不同故障事件之间的逻辑关系; 最后获得对引水隧洞安全模型的整体评价。通过开展引水隧洞安全评价模型实例分析, 验证了该方法的可行性。

**关键词:** 模糊集理论; 主观贝叶斯理论; 不确定性; 引水隧洞安全评价模型

**中图分类号:** TP306.3; TP206.3

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2022079

## Analysis of safety evaluation model of headrace tunnel based on fuzzy Bayesian network

PI Ming, YANG Tao, ZHANG Liang, TIAN Huaping, HUANG Shanhe

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China)

**Abstract:** In order to accurately predict the potential safety hazards of the Yellow River diversion tunnel, a fuzzy Bayesian safety evaluation model based on fuzzy set theory and subjective Bayesian method is proposed. Combined with the actual inspection data, this model uses Bayesian Network(BN) to process fuzzy information and uncertain information, fuzzies polymorphic fault events from the inspection data, and then finds out logical relationship among different fault events through conditional probability table of Bayesian network. Finally, the overall evaluation of the headrace tunnel safety model is obtained, and the feasibility of this method is verified by example analysis of the headrace tunnel safety evaluation model.

**Keywords:** fuzzy set theory; subjective Bayesian theory; uncertainty; safety evaluation model of headrace tunnel

穿黄引水隧洞是我国南水北调工程的核心设施, 由于地质环境复杂, 其安全状态呈现出高度的复杂性和不确定性。然而, 由于目前技术测量手段的局限性, 无法对引水隧洞的安全状态进行直接的探查和分析<sup>[1]</sup>。

故障树分析法作为常见的系统安全状态分析方法, 也无法对多态性和不确定性事件特征等进行安全状态评价。而基于概率论的贝叶斯网络(BN)则可以对事件的多态性以及逻辑关系进行较为清晰的描述, 对不确定性事件特征具备较好的表达和分析能力, 以及一定程度上可进行网络的概率更新和反向推理。贝叶斯网络已在大坝可靠性分析<sup>[2]</sup>、隧道工程分析<sup>[3]</sup>、基坑风险评估<sup>[4-5]</sup>等方面获得了成功应用。尽管贝叶斯网络方法具备以上诸多优点, 但受传统概率方法影响, 仍存在基于准确概率进行不确定性推理的局限性<sup>[6-8]</sup>。

事实上, 由于历史数据的缺乏等, 贝叶斯网络的节点概率通常无法准确获得, 并且网络事件的失效概率以及事件节点间不同特征的逻辑关系也呈现出模糊性。为获得更可靠的安全评价模型, 陆莹等<sup>[9]</sup>结合模糊集理论对地铁运营中的火灾风险进行预测, 并通过改进的贝叶斯网络建立起较为可靠的安全评价模型。陈东宁等<sup>[10]</sup>为解决特征状态和节点概率的不确定性, 在贝叶斯多态系统中引入了模糊集理论并进行了系统的可靠性分析。

为提高引水隧洞安全评价的准确性, 本文提出了一种基于模糊贝叶斯网络的引水隧洞安全评价方法。首先结合巡检数据和模型仿真获得贝叶斯网络的先验概率, 并依据模糊集理论, 将系统的故障树转化为相应的贝叶斯网络模型; 然后基于贝叶斯网络双向推理计算和敏感性分析能力, 计算安全风险发生的概率以及辨识关键致

收稿日期: 2022-03-31; 修回日期: 2022-07-01

基金项目: 国家重点研发计划子课题资助项目(2019YFB1310504); 西南科技大学博士基金资助项目(21zx7142)

险因子，同时进行事故致因诊断；最后结合黄河引水隧洞的巡检数据实例，验证方法的可行性。

### 1 模糊贝叶斯网络

#### 1.1 主观贝叶斯

主观贝叶斯推理中的基本规则为：IF  $A$  THEN  $B(LS, LN)$ 。LS 表示规则成立的充分条件，LN 表示规则成立的必要条件。LS、LN 的计算式分别为：

$$\begin{cases} LS = \frac{P(A|B)}{P(A|\bar{B})} = \frac{O(B|A)}{O(B)} \\ LN = \frac{P(\bar{A}|B)}{P(\bar{A}|\bar{B})} = \frac{O(B|\bar{A})}{O(B)} \end{cases} \quad (1)$$

式中： $P(g)$ 为概率函数； $O(g)$ 为几率函数。几率与概率的关系为： $O(g) = P(g) / (1 - P(g))$ 。

式(1)中，当  $A$  为真时，对  $B$  的影响表示为  $LS$ 。如果  $LS$  变大，则有  $O(B|A)$  变大， $P(B|A)$  随之变大，此时表明  $B$  对  $A$  的依靠程度变强；当  $A$  为假时，对  $B$  的影响表示为  $LN$ ，如果  $LN=0$ ，则有  $P(B|\bar{A})=0$ ，此时表明  $\bar{A}$  为真时， $B$  一定为假。但在实际系统中， $LS$  和  $LN$  通常难以直接求取。

在条件  $A$  已知时，条件  $B$  的先验概率为  $P(B)$ ，依据式(2)，可计算出  $B$  的条件概率  $P(B|A)$  和  $P(B|\bar{A})$  分别为：

$$\begin{cases} P(B|A) = \frac{LS \times P(B)}{(LS - 1)P(B) + 1} \\ P(B|\bar{A}) = \frac{LN \times P(B)}{(LN - 1)P(B) + 1} \end{cases} \quad (2)$$

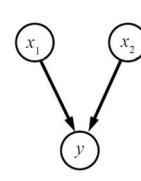
由于一个规则的结论通常有多个不同的充分条件，因此有式(3)成立：

$$O(B|A_1, \dots, A_n, \bar{K}_1, \dots, \bar{K}_m) = \prod_{i=1}^n LS(A_i|B) \prod_{j=1}^m LN(K_j|B) O(B) \quad (3)$$

最后，依据几率与概率之间的转换关系，可得到多充分条件下  $B$  的节点概率。

#### 1.2 二态贝叶斯评价

通常情况下，可以用 0 和 1 两个数值来表示二态系统的 2 种状态(故障/正常)。在故障树分析中，传统逻辑门可以直接对贝叶斯网络中的条件概率进行表达。但这种方法只能表达部件之间固定的逻辑关系，当部件之间的逻辑关系呈现不确定性时，就需要相应地改变子节点的条件概率<sup>[10]</sup>。二态贝叶斯的条件概率表如图 1 所示，当节点  $x_1$ 、 $x_2$  故障状态为 0，节点  $y$  状态为 1 时，故障概率为 0.1，可表示为： $P(y=1|x_1=0, x_2=0) = 0.1$ 。



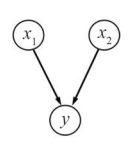
$x_1$	$x_2$	$P(y=1   x_1, x_2)$
0	0	0.1
0	1	0.9
1	0	0.9
1	1	1.0

Fig.1 Conditional probability table of two-state Bayes  
图 1 二态贝叶斯的条件概率表

#### 1.3 模糊多态贝叶斯评价

贝叶斯网络可用于处理节点的多态性问题，针对不同变量采用不同的条件概率，通过修改相应节点的条件概率表，实现对变量的多态性表示<sup>[10]</sup>。模糊多态贝叶斯网络的条件概率表如图 2 所示。

在图 1 和图 2 中，条件概率表中的变量符号可以表示相应节点的不同故障状态，以及在该故障状态下发生故障的概率。相应节点间的故障逻辑关系可依据条件概率表转化为模糊贝叶斯网络中对应节点的故障逻辑关系，并且可通过修改相应节点间的条件概率表，表示环境条件等的改变可能会对系统故障产生的影响。



$x_1$	$x_2$	$P(y=0.5   x_1, x_2)$	$P(y=1.0   x_1, x_2)$
0	0	0.1	0
0	0.5	0.9	0
0	1.0	0.1	0.8
⋮	⋮	⋮	⋮
1.0	1.0	0	1.0

Fig.2 Conditional probability table of fuzzy polymorphic Bayes  
图 2 模糊多态贝叶斯的条件概率表

## 2 基于模糊贝叶斯网络的安全评价

引水隧洞墙体的故障隐患安全评价流程如图 3 所示。

2.1 基于故障树的模糊贝叶斯网络构造

通过映射故障树的不同事件，可以构造模糊贝叶斯网络的相应结构。故障树的底事件可映射为模糊贝叶斯网络的根节点，中间事件和顶事件可分别映射为中间节点和叶节点。故障树中事件之间的输入输出关系可映射为模糊贝叶斯网络中的根节点与叶节点之间的逻辑关系；故障树底事件的概率对应于模糊贝叶斯网络中根节点的故障概率；故障树中的逻辑门判别式可用模糊贝叶斯网络中的条件概率表进行表达。事实上，模糊贝叶斯网络的建模精确度依赖于对根节点故障概率的精确求解。

2.2 节点多态性故障事件模糊化

对于二态系统，系统或部件的状态通常可描述为正常和故障 2 种状态。但实际中，由于系统变量的模糊性，系统或部件通常会处于多种故障模式和不同故障状态下。故此，随着时间的发展，系统状态也会呈现出多态性的特点，具有一定的模糊性。使用语言变量来描述不同节点的故障状态，可以对节点多态性故障事件进行模糊化处理。使用语言值集合{无，轻度，严重}描述系统节点的 3 种故障状态，并使用模糊数 0、0.5 和 1 依次代替相应的语言值，进行条件概率的计算。通过构造相应的故障事件模糊化函数确定节点故障概率<sup>[10]</sup>。构造的故障事件模糊化函数如图 4 所示。

由图 4 可知：

$$\mu_0(x_i^{a_i}) = \begin{cases} 1, & 0 < x_i^{a_i} \leq 0.1 \\ \frac{0.4 - x_i^{a_i}}{0.3}, & 0.1 < x_i^{a_i} \leq 0.4 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{0.5}(x_i^{a_i}) = \begin{cases} \frac{x_i^{a_i} - 0.1}{0.3}, & 0.1 < x_i^{a_i} \leq 0.4 \\ 1, & 0.4 < x_i^{a_i} \leq 0.6 \\ \frac{0.9 - x_i^{a_i}}{0.3}, & 0.6 < x_i^{a_i} \leq 0.9 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_1(x_i^{a_i}) = \begin{cases} \frac{x_i^{a_i} - 0.6}{0.3}, & 0.6 < x_i^{a_i} \leq 0.9 \\ 1, & 0.9 < x_i^{a_i} \leq 1.0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

当某节点故障状态为 0.3 时，由式(4)~(6)可得，该节点确定为无故障状态的隶属度为 1/3，确定为轻度故障状态的隶属度为 2/3，确定为严重故障状态的隶属度为 0，且  $\mu_0(0.3) + \mu_{0.5}(0.3) + \mu_1(0.3) = 1$ 。

2.3 条件概率表的确定

根节点的故障概率状态可由上述方法获得，而中间节点和叶节点的条件概率则通常由故障树直接转换得到。

事实上，通过映射故障树不同事件之间的逻辑门关系，可以直接获得传统贝叶斯网络的条件概率表。但传统故障树的不足限制了贝叶斯网络对事件状态和事件间联系的描述能力。为更好地结合实际经验，采用基于模糊集理论的模糊多态贝叶斯网络描述事件之间的多态性和事件间联系的不确定性，进而能够获得表示多状态根节点的各种故障状态引起相应的子节点的各种故障状态的条件概率表。

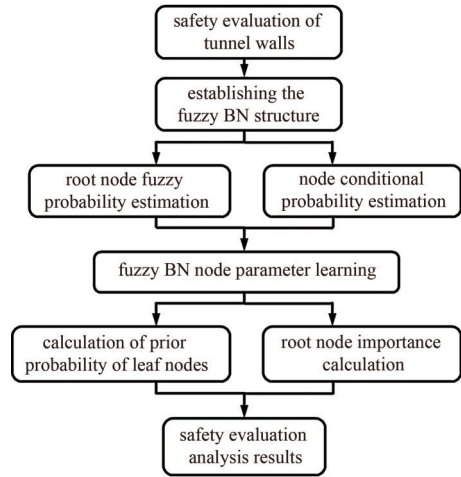


Fig.3 Safety evaluation process based on fuzzy Bayesian network  
图 3 基于模糊贝叶斯网络的安全评价流程

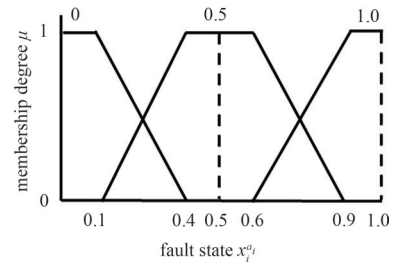


Fig.4 Fuzzy function of fault event  
图 4 故障事件模糊化函数

2.4 正向推理故障发生概率

若已知根节点各状态的故障概率，根据贝叶斯网络的联合概率分布进行正向推理，可求得叶节点  $T$  故障状态为  $T_q (q=1, 2, \dots, t)$  的发生概率，具体如下：

$$P(T=T_q) = \sum_{x_1, \dots, x_n; y_1, \dots, y_m} P(x_1, x_2, \dots, x_n; y_1, y_2, \dots, y_m; T=T_q) = \sum_{\lambda(T)} P[T=T_q|\lambda(T)] \times \sum_{\lambda(y_1)} P[y_1|\lambda(y_1)] \times \sum_{\lambda(y_2)} P[y_2|\lambda(y_2)] \times \dots \times \sum_{\lambda(y_m)} P[y_m|\lambda(y_m)] \times P(x_1^{a_1}) \times P(x_2^{a_2}) \times \dots \times P(x_n^{a_n}) \tag{7}$$

式中： $\lambda(T)$  和  $\lambda(y_j)$  分别为叶节点  $T$  和中间节点  $y_j$  的父节点集合； $P(x_i^{a_i})$  为根节点  $x_i$  在状态  $x_i^{a_i}$  的故障概率。

2.5 根节点重要度的计算

当根节点  $x_i (i=1, 2, \dots, n)$  的故障概率发生变化时，叶节点的故障概率也会发生相应的改变，此时，根节点对叶节点的重要度可表示为：

$$I_{c(x_i)} = \frac{1}{M} \times \frac{\sum_{a_i=1}^M P(x_i=x_i^{a_i}) I_{q(x_i)}}{P(T=T_q)} \tag{8}$$

式中： $M$  为  $x_i$  的状态个数； $P(T=T_q)$  为叶节点  $T$  发生状态  $T_q$  的概率； $I_{q(x_i)}$  为  $x_i$  的概率重要度， $I_{q(x_i)} = P(T=T_q|x_i=x_i^{a_i}) - P(T=T_q|x_i=0)$ ，可理解为当根节点  $x_i$  的状态为  $x_i^{a_i}$  时，叶节点  $T$  的状态为  $T_q$  时的概率。相应地，根节点对叶节点的关键重要度数值越大，表明根节点触发叶节点发生不安全状态的可能性也越大。当叶节点出现不安全状态时，需优先考虑这个根节点。

3 实例分析

3.1 建立贝叶斯网络结构

本文以引水隧洞的墙体安全隐患预警为例。实地调研后，发现墙体安全隐患通常表现为墙体裂纹增多、裂纹扩展和引水隧洞淤积物增多三方面。墙体裂纹增多主要表现为墙体附着大量藻类植物、隧洞裂纹新增；裂纹扩展主要表现为裂纹长度延伸、裂纹宽深度增加、裂纹处墙体剥落；引水隧洞淤积物增多主要表现为底部泥沙、树桩等淤积隧洞内部。以“隧洞墙体安全隐患预警”为顶事件，建立安全评价模型故障树，然后依据基于故障树的贝叶斯网络构造流程，转化为如图 5 所示的贝叶斯网络模型。图中叶节点  $T$  表示隧洞墙体安全隐患，中间节点  $M_1 \sim M_4$  和根节点  $x_1 \sim x_8$  所对应的事件名称见表 1。根据收集的环境资料和现场巡检数据对各根节点的发生概率进行预判，再基于贝叶斯网络的正向推理算法对隧洞墙体安全隐患发生概率进行预测，计算各根节点的关键重要度以辨识关键致险因子，从而更好地分析引水隧洞安全评价模型。

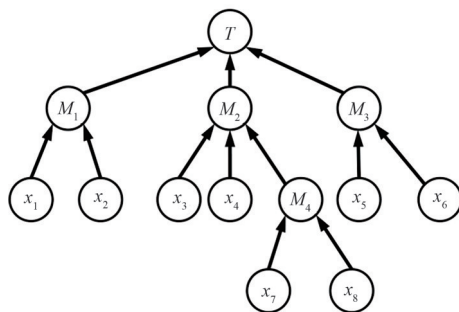


Fig.5 Bayesian network structure of safety evaluation model for headrace tunnel wall  
图 5 引水隧洞墙体安全评价模型贝叶斯网络结构

表 1 事件代码、名称和不安全状态分值  
Table 1 Event code, name and unsafe status score

event code	event name
$T$	safety hazards of tunnel walls
$M_1$	increased wall cracks
$M_2$	crack propagation
$M_3$	increased siltation in tunnels
$M_4$	wall peeling at crack location
$x_1$	newly added tunnel cracks
$x_2$	algae and plants on the wall
$x_3$	crack length extension
$x_4$	increased crack width and depth
$x_5$	sediment accumulation at the bottom
$x_6$	siltation inside the tunnel by tree stumps and other debris
$x_7$	lining deformation warning
$x_8$	surrounding rock pressure warning

3.2 根节点故障概率计算

在现场环境中，针对隧洞裂纹新增等故障，首先进行模糊化特征表述，采用的语义描述为{无，轻度，严重}，对应数值为{0,0.5,1}；依据现场巡检数据，对各个根节点的发生可能性计算各自的隶属度  $\mu(x_i^{a_i})$ ，见表 2。

3.3 条件概率计算

当获得根节点故障概率后，即可计算相应的中间节点甚至叶节点的条件概率。但由于根节点本身状态的多态性，中间节点和叶节点的条件概率无法直接计算。如图 5 所示， $M_1$  与  $x_1$ 、 $x_2$  之间的关系可用“或门”的逻辑关系进行表示。当  $x_1$  或  $x_2$  为“严重”时， $M_1$  状态一定为“严重”；当  $x_1$  与  $x_2$  均为“无”时， $M_1$  状态为“无”。中间节点  $M_1 \sim M_4$  的条件概率，如表 3~表 6 所示。

表 2 依据现场巡检数据的各节点故障状态隶属度

Table 2 Membership degree of fault status of each node based on field inspection data

event code	$\mu_0$	$\mu_{0.5}$	$\mu_1$
$x_1$	1	0	0
$x_2$	1/3	2/3	0
$x_3$	2/3	1/3	0
$x_4$	1	0	0
$x_5$	2/3	1/3	0
$x_6$	0	2/3	1/3
$x_7$	1	0	0
$x_8$	1	0	0

表 3  $M_1$  条件概率表

Table 3  $M_1$  conditional probability table

$x_1$	$x_2$	$P(M_1=0 x_1,x_2)$	$P(M_1=0.5 x_1,x_2)$	$P(M_1=1 x_1,x_2)$
0	0	1	0	0
0	0.5	0.2	0.3	0.5
0	1.0	0	0	1.0
0.5	0	0.2	0.4	0.4
0.5	0.5	0.1	0.3	0.6
0.5	1.0	0	0	1.0
1.0	0	0	0	1.0
1.0	0.5	0	0	1.0
1.0	1.0	0	0	1.0

表 4  $M_2$  条件概率表

Table 4  $M_2$  conditional probability table

$x_3$	$x_4$	$M_2$	$P(M_2=0 x_3,x_4,M_2)$	$P(M_2=0.5 x_3,x_4,M_2)$	$P(M_2=1 x_3,x_4,M_2)$
0	0	0	0.1	0.5	0.4
0	0	0.5	0.2	0.3	0.5
0	0	1.0	0	0	1.0
0	0.5	0	0.2	0.4	0.4
0	0.5	0.5	0.1	0.3	0.6
0	0.5	1.0	0	0	1.0
0	1.0	0	0	0	1.0
0	1.0	0.5	0	0	1.0
0	1.0	1.0	0	0	1.0
0.5	0	0	0.7	0.2	0.1
0.5	0	0.5	0.3	0.2	0.5
0.5	0	1.0	0.5	0.2	0.3
0.5	0.5	0	0.3	0.5	0.2
0.5	0.5	0.5	0.1	0.2	0.7
0.5	0.5	1.0	0	0	1.0
0.5	1.0	0	0.2	0.1	0.8
0.5	1.0	0.5	0.3	0.2	0.5
0.5	1.0	1.0	1.0	0	0
1.0	0	0	0	0	1.0
1.0	0	0.5	0.4	0.3	0.3
1.0	0	1.0	0.5	0.5	0
1.0	0.5	0	0.4	0.4	0.2
1.0	0.5	0.5	0.2	0.3	0.5
1.0	0.5	1.0	0.3	0.5	0.2
1.0	1.0	0	0.5	0.3	0.2
1.0	1.0	0.5	1.0	0	0
1.0	1.0	1.0	0.1	0.5	0.4

表 5  $M_3$  条件概率表

Table 5  $M_3$  conditional probability table

$x_5$	$x_6$	$P(M_3=0 x_5,x_6)$	$P(M_3=0.5 x_5,x_6)$	$P(M_3=1 x_5,x_6)$
0	0	0.5	0.2	0.3
0	0.5	0.2	0.5	0.3
0	1.0	1.0	0	0
0.5	0	0.4	0.2	0.4
0.5	0.5	0.3	0.6	0.1
0.5	1.0	0.2	0.5	0.3
1.0	0	0	0	1.0
1.0	0.5	0.8	0.1	0.1
1.0	1.0	1.0	0	0

表 6  $M_4$  条件概率表

Table 6  $M_4$  conditional probability table

$x_7$	$x_8$	$P(M_4=0 x_7,x_8)$	$P(M_4=0.5 x_7,x_8)$	$P(M_4=1 x_7,x_8)$
0	0	0.6	0.2	0.2
0	0.5	0.5	0.3	0.2
0	1.0	0	0	1
0.5	0	0.4	0.3	0.3
0.5	0.5	0.1	0.3	0.6
0.5	1.0	0	0.5	0.5
1.0	0	0.3	0.5	0.2
1.0	0.5	0.5	0.2	0.3
1.0	1.0	0.1	0.7	0.2

3.4 后验概率计算

当获得中间节点和叶节点的条件概率后，即可计算叶节点  $T$  的后验概率，表 7 为叶节点  $T$  的条件概率。然后，使用现场巡检数据计算出各个根结点的模糊故障概率，通过条件概率表，并由式(7)可求得各种故障状态的模糊可能性为： $P(T=0)=0.79$ ， $P(T=0.5)=0.12$ ， $P(T=1)=0.09$ 。

表 7 叶节点  $T$  条件概率表  
Table 7 Conditional probability of leaf node  $T$

$M_1$	$M_2$	$M_3$	$P(T=0 M_1,M_2,M_3)$	$P(T=0.5 M_1,M_2,M_3)$	$P(T=1 M_1,M_2,M_3)$
0	0	0	0.2	0.4	0.4
0	0	0.5	0.5	0.3	0.2
0	0	1	0.2	0.3	0.5
0	0.5	0	0.3	0.6	0.1
0	0.5	0.5	0.5	0.2	0.3
0	0.5	1.0	0.8	0	0.2
0	1.0	0	0.6	0.2	0.2
0	1.0	0.5	0.4	0.5	0.1
0	1.0	1.0	0.7	0.2	0.1
0.5	0	0	0.5	0.2	0.3
0.5	0	0.5	0.3	0.4	0.3
0.5	0	1.0	0.4	0.3	0.3
0.5	0.5	0	0.2	0.5	0.3
0.5	0.5	0.5	0.7	0.1	0.2
0.5	0.5	1.0	0.5	0.1	0.4
0.5	1.0	0	0.8	0.1	0.2
0.5	1.0	0.5	0.5	0.2	0.3
0.5	1.0	1.0	0.8	0.1	0.1
1.0	0	0	0.2	0.6	0.2
1.0	0	0.5	0.3	0.4	0.3
1.0	0	1.0	0.5	0	0.5
1.0	0.5	0	0.2	0.4	0.4
1.0	0.5	0.5	0.3	0.2	0.5
1.0	0.5	1.0	0.1	0.5	0.4
1.0	1.0	0	0.3	0.5	0.2
1.0	1.0	0.5	0.4	0.3	0.3
1.0	1.0	1.0	0.4	0.1	0.5

3.5 根节点关键重要度计算

由式(8)可求得各根节点故障状态关于叶节点  $T$  的关键重要度。如图 6 所示， $x_4$  的关键重要度最高， $x_1$ 、 $x_3$ 、 $x_7$ 、 $x_8$  次之，可以根据根节点的关键重要度对它们进行排序，确定引水隧洞安全评价的先后次序。

4 结论

针对引水隧洞安全评价过程中多种事件状态的不确定性，本文采用模糊集理论结合贝叶斯网络，提出了一种基于模糊贝叶斯网络的引水隧洞安全评价模型分析方法。使用贝叶斯网络的条件概率表对不同事件间的逻辑关系进行描述，解决了事件状态的模糊性与不同状态间逻辑关系的不确定性问题，拓宽了贝叶斯可靠性分析方法的适用范围。结合实际巡检数据，使用贝叶斯网络处理模糊信息与不确定信息，开展引水隧洞安全评价模型实例分析，验证了该方法的可行性。

参考文献：

[ 1 ] 李东升. 堆垛机的状态监测与故障诊断研究[J]. 科技创新导报, 2020,17(1):66-67. (LI Dongsheng. Research on condition monitoring and fault diagnosis of stacker[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2020,17(1):66-67.) doi:10.16660/j.cnki.1674-098X.2020.01.066.

[ 2 ] 田世润. 基于贝叶斯网络的 ZPW-2000A 轨道电路系统可靠性分析[J]. 铁路通信信号工程技术, 2020,17(z1):106-109. (TIAN Shirun. Reliability analysis of ZPW-2000A track circuit system based on Bayesian network[J]. Railway Signalling &

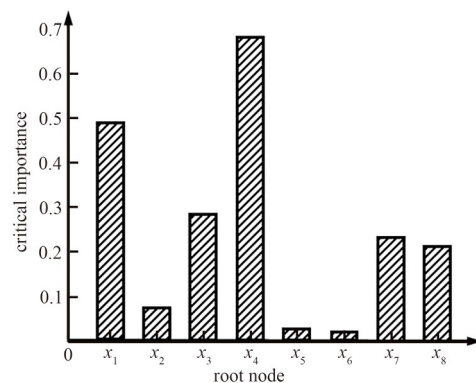


Fig.6 Key importance of each root node  
图 6 各根节点的关键重要度

- Communication Engineering, 2020,17(z1):106–109.) doi:10.3969/j.issn.1673–4440.2020.Z1.024.
- [ 3 ] 刘光宇,张春友. 基于证据理论的改进贝叶斯网络液压系统可靠性分析[J]. 机床与液压, 2019,47(24):17–23,46. (LIU Guangyu,ZHANG Chunyou. Reliability analysis of improved Bayesian network hydraulic system based on evidence theory[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2019,47(24):17–23,46.) doi:10.3969/j.issn.1001–3881.2019.24.004.
- [ 4 ] 王成汤,王浩,覃卫民,等. 基于多态模糊贝叶斯网络的地铁车站深基坑坍塌可能性评价[J]. 岩土力学, 2020,41(5):1670–1679,1689. (WANG Chengtang,WANG Hao,QIN Weimin,et al. Evaluation of collapse possibility of deep foundation pits in metro stations based on multi–state fuzzy Bayesian networks[J]. Rock and Soil Mechanics, 2020,41(5):1670–1679,1689.) doi:10.16285/j.rsm.2019.0519.
- [ 5 ] 岳建伟,仲豪磊,顾丽华,等. 贝叶斯正则化神经网络在深基坑变形预测的应用[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2022,52(2):200–209. (YUE Jianwei,ZHONG Haolei,GU Lihua,et al. Application of Bayesian regularization neural network in deformation prediction of deep foundation[J]. Journal of Henan University(Natural Science), 2022, 52(2): 200–209.) doi: 10.15991/j.cnki.411100.2022.02.004.
- [ 6 ] 白旭,汤荣铿,罗小芳,等. 基于故障树分析和贝叶斯网络方法的半潜式钻井平台系统多状态可靠性分析[J]. 中国造船, 2020,61(2):220–228. (BAI Xu,TANG Rongkeng,LUO Xiaofang,et al.Multi–state reliability analysis of semi–submersible drilling platform system based on FTA and BN[J]. Shipbuilding of China, 2020, 61(2):220–228.) doi:10.3969/j.issn.1000–4882.2020.02.021.
- [ 7 ] 华玲,唐韬,卿粼波,等. 基于朴素贝叶斯分类的DVC–HEVC快速转码[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(2):235–240. (HUA Ling,TANG Tao,QING Linbo,et al. Fast transcoding of DVC–HEVC based on naive Bayes classification[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020,18(2):235–240.) doi:10.11805/TKYDA2018341.
- [ 8 ] 韩凤霞,王红军,邱城. 基于模糊贝叶斯网络的生产线系统可靠性评价[J]. 制造技术与机床, 2020(9):45–49. (HAN Fengxia,WANG Hongjun,QIU Cheng. Reliability evaluation of production line system based on fuzzy Bayesian network[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2020(9):45–49.) doi:10.19287/j.cnki.1005–2402.2020.09.008.
- [ 9 ] 陆莹,李启明,周志鹏. 基于模糊贝叶斯网络的地铁运营安全风险预测[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2010,40(5):1110–1114. (LU Ying,LI Qiming,ZHOU Zhipeng. Safety risk prediction of subway operation based on fuzzy Bayesian network[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2010,40(5):1110–1114.) doi:10.3969/j.issn.1001–0505.2010.05.043.
- [ 10 ] 陈东宁,姚成玉. 基于模糊贝叶斯网络的多态系统可靠性分析及在液压系统中的应用[J]. 机械工程学报, 2012,48(16):175–183. (CHEN Dongning,YAO Chengyu. Reliability analysis of multi–state system based on fuzzy Bayesian networks and application in hydraulic system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012,48(16):175–183.) doi:10.3901/JME.2012.16.175.

#### 作者简介:

皮明(1987–),男,博士,讲师,主要研究方向为智能故障诊断、机器人技术.email:756408918@qq.com.

杨涛(1972–),男,博士,教授,主要研究方向为机电系统仿真.

张良(1982–),男,博士,讲师,主要研究方向为机电系统故障诊断.

田华平(1997–),男,硕士,主要研究方向为计算机视觉与机电系统设计.

黄山河(1997–),男,硕士,主要研究方向为自动化集成系统设计.