



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404466

引用格式:王大庆,王晓黎,梁平.基于T-S故障树和BN的转油站工艺系统可靠性评估[J].科学与技术工程,2025,25(22):9621-9630.

Wang Daqing, Wang Xiaoli, Liang Ping, et al. Reliability assessment of oil transfer station process system based on T-S fault tree and Bayesian network[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22): 9621-9630.

# 基于 T-S 故障树和 BN 的转油站工艺系统 可靠性评估

王大庆<sup>1</sup>, 王晓黎<sup>2</sup>, 梁平<sup>1</sup>

(1. 重庆科技大学石油与天然气工程学院, 重庆 401331; 2. 大庆油田设计院有限公司, 大庆 163712)

**摘要** 转油站是油田油气集输系统的核心枢纽,对于维持油田稳定生产和油气持续供应至关重要。鉴于其工艺系统的复杂性以及故障的多态性和故障关系的模糊不确定性,提出了融合 T-S 模糊故障树与贝叶斯网络(Bayesian network, BN)的系统可靠性评估方法。首先,基于 T-S 门及其描述规则建立 T-S 模糊故障树,并将其转化成贝叶斯网络模型;其次,结合有限的故障样本和通用数据源,基于贝叶斯更新估计确定基本事件故障率,以应对故障样本数据的不确定性;最后,协同运用 T-S 故障树和 BN 模型,正向推理预测工艺系统的可靠性和基本事件的贡献度,并反向诊断导致系统不同故障状态发生的关键致因。针对典型转油站工艺系统的应用研究表明,本文方法能够在基础数据和事件关系不确定性条件下实现系统故障率预测和薄弱环节诊断,从而为复杂油气工艺系统优化设计和可靠性维护提供决策支持。

**关键词** T-S 模糊故障树; 贝叶斯网络; 贝叶斯估计; 可靠性评估; 转油站; 故障诊断

中图分类号 X937;

文献标志码 A

## Reliability Assessment of Oil Transfer Station Process System Based on T-S Fault Tree and Bayesian Network

WANG Da-qing<sup>1</sup>, WANG Xiao-li<sup>2</sup>, LIANG Ping<sup>1</sup>

(1. School of Petroleum Engineering, Chongqing University of Science & Technology, Chongqing 401331, China;

2. Daqing Oilfield Design Institute Co., Ltd., Daqing 163712, China)

**[Abstract]** Oil transfer station plays a crucial role in the oil and gas gathering and transportation system of an oilfield, ensuring stable production and continuous supply of oil and gas. However, given the complexity of its process system and the ambiguous uncertainty surrounding fault modes and relationships, a systematic reliability assessment method integrating T-S fuzzy fault trees with BNs (Bayesian networks) was proposed. Firstly, a T-S fuzzy fault tree was established based on T-S gates and their descriptive rules, which is subsequently converted into a Bayesian network model. Secondly, leveraging limited fault samples and general data sources, Bayesian updating estimation was employed to determine the failure rates of basic events, addressing the uncertainty inherent in fault sample data. Lastly, the T-S fault tree and BN model were synergistically utilized for forward reasoning to predict the reliability of the process system and the contribution of basic events, while reverse diagnosis is conducted to pinpoint the key factors causing different fault states of the system. Research conducted on typical oil transfer station process systems has demonstrated that the proposed method can effectively predict system failure rates and diagnose weak links even under conditions of uncertainty in basic data and event relationships. This provides crucial decision support for the optimal design and reliability maintenance of complex oil and gas process systems.

**[Keywords]** T-S fuzzy fault tree; Bayesian network; Bayesian updating estimation; reliability assessment; oil transfer station

转油站作为油田油气集输系统中的重要中间枢纽,承担着油井采出物的气液分离、增压外输、气液计量、及辅助集油(如掺水、热洗、加热、加药)等多重功能,对油田的稳定运行至关重要<sup>[1]</sup>。随着中

国主要油田逐渐步入开发中后期,众多转油站面临服役年限长、设备老化、腐蚀严重等问题,这不仅威胁到转油站的安全可靠性,还可能引发停产、泄漏甚至火灾等严重后果<sup>[2]</sup>。因此,针对转油站工艺系

收稿日期: 2024-06-14; 修订日期: 2025-04-15

基金项目: 重庆市自然科学基金面上项目(CSTB2022NSCQ-MSX0772); 重庆市技术预见与制度创新项目(cstc2021jcyj-zyzbAX0024)

第一作者: 王大庆(1980—),男,汉族,重庆人,博士,高级工程师。研究方向: 油气储运工程系统完整性管理技术。E-mail: wdqmmn@126.com。

统开展动态可靠性评价,及时发现并消除潜在隐患,确保其安全平稳运行,已成为当前迫切需要解决的重要问题。

故障树分析(fault tree analysis, FTA)作为安全可靠建模、分析预测、故障诊断、风险评估及事故调查的关键工具,已在诸多专业领域得到了广泛应用。然而,传统故障树因其静态结构、对精确故障概率的要求、事件独立性及故障二态性假设等局限性,难以全面适应复杂系统的深入分析需求<sup>[3-4]</sup>。为克服这些限制,中外学者对 FTA 进行了大量扩展性研究。如文献[5-8]通过引入模糊集合、证据理论和专家知识,有效应对了故障概率数据的不确定性问题,为 FTA 在不确定环境下的应用提供了新的思路。文献[9-11]则提出了考虑基本事件间相关性的 FTA 改进算法,进一步提高了 FTA 的准确性和实用性。此外,文献[12-14]将模糊逻辑和 T-S(Takagi-Sugeno)模型引入 FTA,提出了 T-S 模糊故障树分析方法,成功解决了系统故障多态性以及故障机理模糊、故障关系不确定性等难题。文献[15-16]进一步验证了 T-S 模糊故障树在输气设备、制动系统可靠性评价及薄弱环节分析中的有效性。

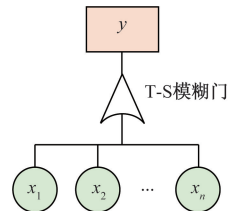
与此同时,为了更准确地描述系统的多态性及事件间的依赖关系,并在不确定性条件下进行概率双向推理,文献[17-21]还尝试将传统 FTA 或 T-S 故障树转化为贝叶斯网络(Bayesian network, BN)。这一转化不仅保留了 FTA 在故障建模方面的优势,还借助 BN 强大的推理能力,实现了在不确定性环境下的概率双向推理,进一步拓宽了 FTA 的应用范围。

鉴于转油站工艺系统结构关系复杂、关联性强且故障诊断难度大,现综合运用 T-S 故障树和贝叶斯网络的优势,对转油站工艺系统可靠性进行深入研究。首先,利用 T-S 故障树建立系统故障模型,有效应对事件间联系的不确定性、事件故障的多态性和模糊性。然后,采用模糊数描述事件故障状态,并提出基本事件故障概率的贝叶斯更新估计方法,以解决事件故障样本稀疏导致的可靠性基础数据不确定性问题。最后,将系统 T-S 故障模型映射为贝叶斯网络,以实现故障概率的准确预测和诊断原因的精确诊断,从而克服 T-S 故障树在计算复杂性和双向推理方面的局限。以期对转油站工艺系统的可靠性评价和故障诊断提供新的思路和方法。

## 1 T-S 模糊故障树

T-S 故障树是一种基于 T-S 模型构建的新型静

态故障树<sup>[22]</sup>,由 T-S 模糊门和事件组成,如图 1 所示。T-S 故障树在描述故障多态性、构建节点条件概率表以及处理不确定的故障逻辑关系方面具有显著优势。然而,其运算过程相对复杂,且不具备反向推理能力。



$y$  为上级事件或中间事件; $x_i$ 为下级事件,其中  $i=1,2,\dots,n$

图 1 T-S 模糊故障树

Fig. 1 T-S fuzzy fault tree

### 1.1 T-S 模糊门及其描述规则

T-S 模糊门由 T-S 模型进行描述,该模型由一系列的 IF-THEN 模糊规则组成,用于代替传统逻辑门来描述下级事件与上级事件之间的关系。T-S 模糊门的描述规则如表 1 所示。已知规则  $l(l=1,2,\dots,r)$ ,如果下级事件  $x_i(i=1,2,\dots,n)$  的故障状态为  $S_i^{a_i}(a_i=1,2,\dots,k_i)$ ,则上级事件  $y$  的故障状态为  $S_y^{b_y}(b_y=1,2,\dots,k_y)$  的可能性为  $P_l(y=S_y^{b_y})$ 。这里  $n$  表示下级事件的数量; $k_i$ 和  $k_y$ 分别表示下级事件  $x_i$ 和上级事件  $y$  的故障状态的数量; $r$  为规则总数,  $r = \prod_{i=1}^n k_i$ ;  $0 \leq S_i^{a_i} \leq 1$  表示上级事件  $y$  的不同故障状态。

表 1 T-S 模糊门的描述规则

Table 1 Description rules of T-S fuzzy gate

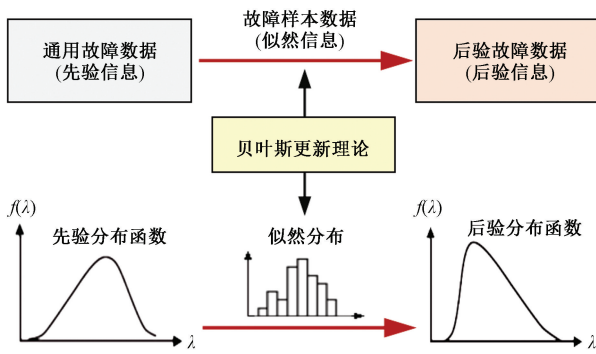
规则	$x_1$	$x_2$	$\dots$	$x_n$	$y$		
					$S_y^1$	$S_y^2$	$S_y^{k_y}$
$l$	$S_1^{a_1}$	$S_2^{a_2}$	$\dots$	$S_n^{a_n}$	$P_l(y=S_y^1)$	$P_l(y=S_y^2)$	$\dots P_l(y=S_y^{k_y})$

### 1.2 基本事件可靠性数据

基本事件各故障状态的可靠性数据(如故障率、故障概率等)是 T-S 故障树定量分析(或系统可靠性评估)的基础数据。这些数据往往是通过现场历史故障数据的统计分析得出的。然而,由于故障样本数据积累量不足、信息不完整以及数据质量参差不齐等问题,这些数据带有一定程度的不确定性,导致难以准确地揭示事件故障的统计规律。尽管通用可靠性数据库(如 OREDA、CCPS 等)<sup>[23-24]</sup>提供了不同类型的故障数据,但这些数据难以直接反映特定基本事件(设备)在实际运行环境中的状况。为了降低基本事件可靠性数据的不确定性,确保系统可靠性评估结果的准确性,这里提出采用贝叶斯

更新理论<sup>[25]</sup>来融合通用数据信息与特定故障样本数据,进而实现对基本事件各故障状态发生概率的更新估计。

本文方法的基本思路如图 2 所示。在表 2 中列出了基本事件(设备)运行故障率和需求故障率的贝叶斯更新估计模型,由此可计算出事件故障率的均值和置信区间。这种方法可持续融入新的故障样本数据,从而实现了对系统可靠性的动态评估。



λ 为故障率;f(λ)为 λ 的概率密度函数

图 2 故障率贝叶斯更新估计的基本思路

Fig. 2 Bayesian updating estimation for failure probability

## 2 基于贝叶斯网络的 T-S 故障树分析

贝叶斯网络是一种强大的不确定性推理工具,

它通过节点间的有向边和条件概率表来精确描述变量间的依赖关系。在贝叶斯网络中,每个节点代表一个特定的变量,节点间的有向边则清晰展示了变量间的因果关系,而条件概率表则详细提供了节点状态变化的概率信息。贝叶斯网络在不确定性表达、量化和双向推理方面表现出色,但在建模复杂性和条件概率表构造方面存在一定的不足<sup>[21]</sup>。

将 T-S 故障树与贝叶斯网络相结合,可以充分发挥两者的优势,从而形成更全面、高效的系统可靠性评估和故障诊断方法。T-S 故障树提供了对故障逻辑关系的直观描述和条件概率表的构建基础,而贝叶斯网络则进一步增强了模型的不确定性表达能力和双向推理的灵活性。这种结合方法在实际应用中具有较高的实用性和准确性,能够为系统的可靠性评估和故障诊断提供有力的支持。

### 2.1 T-S 故障树映射贝叶斯网络

基于 T-S 故障树构建贝叶斯网络的方法如图 3 所示。将 T-S 故障树的结构与贝叶斯网络模型作一一对应,即 T-S 故障树中的各级事件和 T-S 模糊门分别映射为贝叶斯网络有向无环图的各级节点和有向边,利用 T-S 门描述规则对贝叶斯网络节点的条件概率参数表进行赋值。

表 2 设备故障率的贝叶斯更新估计方法

Table 2 Bayesian updating estimation method for equipment failure rate

故障率类型	可依托数据库	先验分布		似然函数			后验分布	
		类型	表达式	类型	表达式	类型	表达式	
运行故障率 λ	OREDA \ EIReDA	伽马分布	概率密度函数: $f(\lambda) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} e^{-\beta\lambda};$ 分布参数: $\alpha = [E(\lambda)]^2 / V(\lambda)$ , $\beta = E(\lambda) / V(\lambda)$ ; 伽玛函数: $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty u^{\alpha-1} e^{-u} du$	泊松分布	似然函数: $P(X = k   \lambda) = \frac{(\lambda t)^k}{k!} e^{-\lambda t};$ 极大似然估计: $\hat{\lambda} = k/\tau$	伽马分布	概率密度函数: $f^*(\lambda) \propto \lambda^{(\alpha+k)-1} e^{-(\beta+\tau)\lambda};$ 均值: $E^*(\lambda) = \frac{\alpha+k}{\beta+\tau}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $\lambda_{0.05}^* = \chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)/2(\beta+\tau)$ , $\lambda_{0.95}^* = \chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)/2(\beta+\tau)$	
			概率密度函数: $f(\lambda) = \frac{1}{\lambda\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln\lambda - \mu)^2}{2\sigma^2}\right];$ 等效伽马先验分布参数: $\alpha = \frac{1}{\exp[\ln E_f(\lambda)/1.645]^2 - 1}$ , $\beta = \frac{1}{E(\lambda) \{ \exp[\ln E_f(\lambda)/1.645]^2 - 1 \}}$ ; 误差因子: $E_f(\lambda) = (\lambda_{0.95}/\lambda_{0.05})^{1/2}$		似然函数: $P(X = k   \lambda) = \frac{(\lambda t)^k}{k!} e^{-\lambda t};$ 极大似然估计: $\hat{\lambda} = k/\tau$		概率密度函数: $f^*(\lambda) \propto \lambda^{(\alpha+k)-1} e^{-(\beta+\tau)\lambda};$ 均值: $E^*(\lambda) = \frac{\alpha+k}{\beta+\tau}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $\lambda_{0.05}^* = \chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)/2(\beta+\tau)$ , $\lambda_{0.95}^* = \chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)/2(\beta+\tau)$	
无	Jeffreys 无信息先验分布	伽马分布形式: $G_a(\alpha, \beta) = G_a(0.5, 0)$ ; 分布参数: $\alpha = 0.5; \beta = 0$	泊松分布	似然函数: $P(X = k   \lambda) = \frac{(\lambda t)^k}{k!} e^{-\lambda t};$ 极大似然估计: $\hat{\lambda} = k/\tau$	伽马分布	均值: $E_J^*(\lambda) = \frac{0.5+k}{\tau}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $\lambda_{J,0.05}^* = \frac{\chi_{0.05}^2(1+2k)}{2\tau}$ , $\lambda_{J,0.95}^* = \chi_{0.95}^2(1+2k)/2\tau$		

续表

故障率类型	可依托数据库	先验分布		似然函数		后验分布	
		类型	表达式	类型	表达式	类型	表达式
需求故障率 $p$	EIReDA	贝塔分布	概率密度函数: $f(p) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} p^{\alpha-1} (1-p)^{\beta-1}$ ; 分布参数: $\alpha = \frac{[E(p)]^2 [1-E(p)]}{V(p)} - E(p)$ , $\beta = \frac{E(p) [1-E(p)]^2}{V(p)} + E(p) - 1$	二项式分布	似然函数: $P(X = k   p) = \frac{m!}{k!(m-k)!} p^k (1-p)^{m-k}$ , $n = 2k/(\lambda T_{\text{test}}) = 2kM_{\text{TBF}}/T_{\text{test}}$	贝塔分布	概率密度函数: $f^*(p) \propto p^{\alpha+k-1} (1-p)^{(\beta+m-k)-1}$ ; 均值: $E^*(p) = \frac{\alpha+k}{\alpha+\beta+m}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $p_{0.05}^* = \frac{\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}$ , $p_{0.95}^* = \frac{\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}$
		伽马分布	等效转换: 伽马先验数据 $\rightarrow$ 贝塔先验数据 $(\lambda_{0.05}, \lambda_{\text{mean}}, \lambda_{0.95}) \rightarrow$ $(p_{0.05}, p_{\text{mean}}, p_{0.95}) \rightarrow \alpha, \beta$	二项式分布	似然函数: $P(X = k   p) = \frac{m!}{k!(m-k)!} p^k (1-p)^{m-k}$ , $n = 2k/(\lambda T_{\text{test}}) = 2kM_{\text{TBF}}/T_{\text{test}}$	贝塔分布	概率密度函数: $f^*(p) \propto p^{(\alpha+k)-1} (1-p)^{(\beta+m-k)-1}$ ; 均值: $E^*(p) = \frac{\alpha+k}{\alpha+\beta+m}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $p_{0.05}^* = \frac{\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}$ , $p_{0.95}^* = \frac{\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}$
需求故障率 $p$	CCPS\ EXIDA	对数正态分布	概率密度函数: $f(\lambda) = \frac{1}{\lambda\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln\lambda - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]$ ; 等效贝塔先验分布参数: $\alpha = \frac{1-E(p)}{\exp[\ln E_f(p)/1.645]^2 - 1} - E(p)$ , $\beta = \frac{[1-E(p)]^2}{\exp[\ln E_f(p)/1.645]^2 - 1} + E(p) - 1$ ; 误差因子: $E_f(p) = (p_{0.95}/p_{0.05})^{1/2}$	二项式分布	似然函数: $P(X = k   p) = \frac{m!}{k!(m-k)!} p^k (1-p)^{m-k}$ , $n = 2k/(\lambda T_{\text{test}}) = 2kM_{\text{TBF}}/T_{\text{test}}$	贝塔分布	概率密度函数: $f^*(p) \propto p^{(\alpha+k)-1} (1-p)^{(\beta+m-k)-1}$ ; 均值: $E^*(p) = \frac{\alpha+k}{\alpha+\beta+m}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $p_{0.05}^* = \frac{\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.05}^2(2\alpha+2k)}$ , $p_{0.95}^* = \frac{\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}{2\beta+2m-2k+\chi_{0.95}^2(2\alpha+2k)}$
		Jeffreys 无信息先验分布	贝塔分布形式: $B_e(\alpha, \beta) = B_e(0.5, 0.5)$ ; 分布参数: $\alpha = 0.5; \beta = 0.5$	二项式分布	似然函数: $P(X = k   p) = \frac{m!}{k!(m-k)!} p^k (1-p)^{m-k}$ , $n = 2k/(\lambda T_{\text{test}}) = 2kM_{\text{TBF}}/T_{\text{test}}$	贝塔分布	均值: $E_j^*(p) = \frac{k+0.5}{m+1}$ ; 90% 贝叶斯置信区间: $p_{j,0.05}^* = \frac{\chi_{0.05}^2(2k+1)}{(2m-2k+1)+\chi_{0.05}^2(2k+1)}$ , $p_{j,0.95}^* = \frac{\chi_{0.95}^2(2k+1)}{(2m-2k+1)+\chi_{0.95}^2(2k+1)}$

注:  $\lambda$  为运行故障率;  $p$  为需求故障率;  $\alpha, \beta$  为分布参数;  $E(\lambda), \lambda_{\text{mean}}$  为  $\lambda$  的均值;  $E(p), p_{\text{mean}}$  为  $p$  的均值;  $V(\lambda), V(p)$  为  $\lambda, p$  的方差;  $\hat{\lambda}$  为  $\lambda$  的极大似然估计;  $k$  为累计失效次数;  $\tau$  为累计运行时间,  $h; (\lambda_{0.05}, \lambda_{0.95}), (p_{0.05}, p_{0.95})$  为  $\lambda, p$  的 90% 贝叶斯置信区间;  $\mu$  为  $\ln\lambda$  的均值;  $\chi_{0.05}^2, \chi_{0.95}^2$  为卡方分布的 0.05 和 0.95 分位点;  $\sigma$  为  $\ln\lambda$  的标准差;  $E_f(\lambda), E_f(p)$  为误差因子;  $m$  为要求设备改变状态的次数;  $T_{\text{test}}$  为设备验证测试间隔时间,  $h; M_{\text{TBF}}$  为设备失效平均间隔时间,  $h; *$  表示后验数据标识。

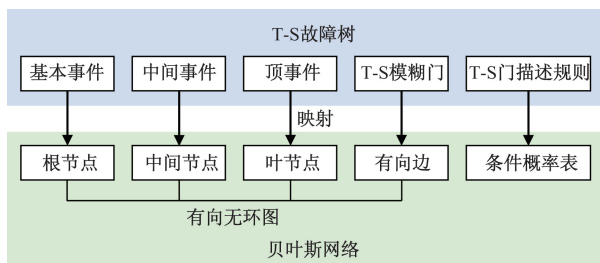


图3 基于 T-S 故障树映射为贝叶斯网络  
Fig. 3 T-S fault tree mapped to Bayesian network

### 2.2 顶事件可靠性数据计算方法

基于表 2 中的方法求得基本事件  $x_i$  故障状态为

$S_i^{a_i}$  的故障概率数据  $P(x_i = S_i^{a_i})$  后, 根据贝叶斯网络的联合概率分布和正向推理算法, 可求得顶事件  $T$  故障状态为  $T_q$  的可靠性数据 (发生概率)  $P(T = T_q)$  为

$$P(T = T_q) = \sum_{\substack{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n \\ y_1, \dots, y_j, \dots, y_N}} P(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n, y_1, \dots, y_j, \dots, y_N, T = T_q) = \sum_{\pi(T)} P[T = T_q | \pi(T)] \sum_{\pi(y_1)} P[y_1 | \pi(y_1)] \cdots \sum_{\pi(y_j)} P[y_j | \pi(y_j)] \cdots \sum_{\pi(y_N)} P[y_N | \pi(y_N)] \times P(x_1 = S_1^{a_1}) \cdots P(x_i = S_i^{a_i}) \cdots P(x_n = S_n^{a_n}) \quad (1)$$

式(1)中: $P(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n, y_1, \dots, y_j, \dots, y_N, T = T_q)$ 为所有的基本事件 $x_i$ 、中间事件 $y_j$ 和顶事件 $T$ 的联合概率; $\pi(T)$ 为顶事件 $T$ 的下级事件; $\pi(y_j)$ 为中间事件 $y_j$ 的下级事件; $P[T = T_q | \pi(T)]$ 为 $\pi(T)$ 发生的条件下,顶事件 $T$ 故障状态为 $T_q$ 的条件概率。

顶事件 $T$ 各故障状态 $T_q$ 的可靠性数据 $P(T = T_q)$ 之和为1,即

$$P(T = T_1) + P(T = T_2) + \dots + P(T = T_{k_q}) = 1, \quad (2)$$

式(2)中: $T_q$ 为顶事件 $T$ 的不同故障状态; $P(T = T_q)$ 为顶事件 $T$ 不同故障状态下的可靠性值; $k_q$ 为故障状态的数量。

### 2.3 基本事件重要度求解算法

基本事件重要度反映了其故障发生对顶事件性能的影响程度。重要性测度可帮助识别系统中的薄弱环节,也可用于系统的设计改进、可靠性优化以及系统维护<sup>[22]</sup>。基本事件 $x_i$ 对顶事件 $T$ 故障状态为 $T_q$ 的 T-S 故障树概率重要度 $I_{Pr}^{T_q}(x_i)$ 为

$$\begin{aligned} I_{Pr}^{T_q}(x_i) &= \frac{1}{k_i - 1} \sum_{a_i=2}^{k_i} I_{Pr}^{T_q}(x_i = S_i^{a_i}) \\ &= \frac{1}{k_i - 1} \sum_{a_i=2}^{k_i} [P(T = T_q | x_i = S_i^{a_i}) - \\ &\quad P(T = T_q | x_i = 0)] \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中: $I_{Pr}^{T_q}(x_i = S_i^{a_i})$ 表示基本事件 $x_i$ 故障状态为 $S_i^{a_i}$ 时对顶事件 $T$ 故障状态为 $T_q$ 的概率重要度; $P(T = T_q | x_i = S_i^{a_i})$ 和 $P(T = T_q | x_i = 0)$ 分别为基本事件 $x_i$ 在故障状态 $S_i^{a_i}$ 和0时顶事件 $T$ 出现故障状态 $T_q$ 的概率。基本事件的概率重要度越大,表示该基本事件所处的环节越薄弱。

### 2.4 顶事件故障致因诊断方法

T-S 故障树自身不具备反向推理事故致因诊断的能力,但借助于贝叶斯网络的逆向推理能力,可获得顶事件 $T$ 故障状态 $T_q$ 发生时基本事件 $x_i$ 故障状态为 $S_i^{a_i}$ 的后验概率 $P(x_i = S_i^{a_i} | T = T_q)$ <sup>[20]</sup>,通过与其先验概率作对比,可在系统故障发生后迅速找出关键致因。

$$P(x_i = S_i^{a_i} | T = T_q) = \frac{P(x_i = S_i^{a_i}, T = T_q)}{P(T = T_q)} \quad (4)$$

$$\varphi(x_i) = \frac{P(x_i = S_i^{a_i} | T = T_q) - P(x_i = S_i^{a_i})}{P(x_i = S_i^{a_i})} \times 100\% \quad (5)$$

式中: $P(x_i = S_i^{a_i}, T = T_q)$ 表示基本事件 $x_i$ 故障状态

为 $S_i^{a_i}$ 与顶事件 $T$ 故障状态为 $T_q$ 的联合概率; $\varphi(x_i)$ 为顶事件 $T$ 故障状态 $T_q$ 发生后,基本事件 $x_i$ 故障状态 $S_i^{a_i}$ 发生概率的变化率。

## 3 转油站工艺系统可靠性评估实例

高四转油站已服役 20 余年,承担着大庆高台子油田 372 口油井来液的处理任务。站内采用分离缓冲游离水脱除“三合一”处理工艺(图 4),设计处理能力约 6 500 t/d。站外来液进入三合一装置处理后,分离出的含水油经外输泵增压后外输至高一联脱水站,分离出的天然气自压至高一联集气站,分离出的含油污水经掺水炉升温、掺水泵增压后输至集油间。站内主要设备情况统计如表 3 所示。

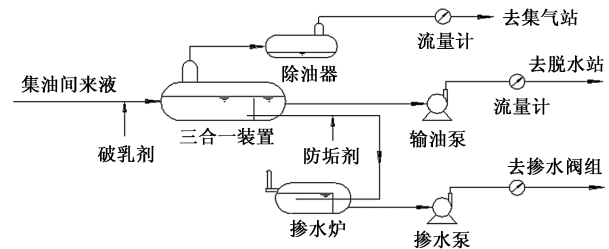


图 4 转油站工艺流程图

Fig. 4 Process flow diagram of oil transfer station

由于长期在复杂多变的工作环境中运行,该转油站的工艺系统不可避免地出现了不同程度的腐蚀、老化、磨损等问题,这些问题导致系统的整体性能下降,故障率上升。这不仅影响了系统的运行稳定性,还可能对生产安全构成潜在威胁。因此,开展该转油站的可靠性评估,准确识别并定位系统的薄弱环节,可为后续的改造、升级及优化提供科学依据,能够进一步提高转油站的生产能力和经济效益。

### 3.1 T-S 模糊故障树的建立

由于系统组件故障状态的不同,所以转油站工艺系统出现的故障也具有不确定性,可能是故障、半故障或无故障的状态。故以转油站工艺系统故障作为顶事件,建立 T-S 模糊故障树如图 5 所示,它由 1 个顶事件、6 个中间事件、27 个基本事件以及 7 个 T-S 模糊门构成。各级事件的名称及其故障状态如表 4 所示。

结合专家经验,并遵循“下级事件故障状态离其上级事件故障状态越远,应该分配的概率越低这一基本原则”<sup>[26]</sup>,构造了 7 个 T-S 模糊门的描述规则表。由于篇幅所限,这里只展示了部分规则表,如表 5 ~ 表 7 所示。

表3 高四转油站内主要设备统计  
Table 3 Major equipment in Gaosi oil transfer station

序号	设备名称	规格型号和数量
1	分离缓冲游离水脱除器	Φ3.0 m×14 m(1台)、Φ3.6 m×16 m(1台)
2	天然气除油器	Φ2.2 m×6.6 m(1台)
3	加热缓冲装置	2.5 MW(掺水-3台)、1.74 MW(掺水-1台)、0.58 MW(采暖-1台)
4	掺水泵	FDGR60-50×5(1台)、HDB80-50×5(1台)、DG100-50×5(1台)、FDGR60-30×7(1台)
5	外输泵	FDYD35-50×3(1台)、FDYD46-50×3(1台)、FDGR60-50×4(1台)
6	采暖泵	CBDY-25-30×2(2台)、CBDY-46-30×2(2台)
7	破乳剂加药装置	JCPL-PJY-5/1.0-500-2(1套)
8	防垢剂加药装置	容积V=300 L,工作压力AP=0.6 MPa(1套)

表4 转油站工艺系统 T-S 模糊故障树事件及其故障状态  
Table 4 Basic events of the T-S FFT for oil transfer station process system

事件符号	事件名称	故障状态	事件符号	事件名称	故障状态
$T$	转油站工艺系统故障	0, 0.5, 1	$x_{11}$	天然气放空系统故障	0, 1
$y_1$	三合一装置故障	0, 0.5, 1	$x_{12}$	防垢剂加药装置故障	0, 0.5, 1
$y_2$	集油分离系统故障	0, 0.5, 1	$x_{13}$	加热缓冲装置(掺水炉)故障	0, 0.5, 1
$y_3$	伴生气系统故障	0, 0.5, 1	$x_{14}$	掺水泵故障	0, 0.5, 1
$y_4$	掺水系统故障	0, 0.5, 1	$x_{15}$	掺水流量计故障	0, 1
$y_5$	外输油系统故障	0, 0.5, 1	$x_{16}$	掺水汇管失效	0, 1
$y_6$	采暖伴热系统故障	0, 0.5, 1	$x_{17}$	掺水阀组故障	0, 0.5, 1
$x_1$	分离器进口汇管失效	0, 1	$x_{18}$	外输油泵故障	0, 0.5, 1
$x_2$	分离缓冲游离水脱除器故障	0, 0.5, 1	$x_{19}$	原油密度计故障	0, 1
$x_3$	分离器出水汇管失效	0, 1	$x_{20}$	外输油流量计故障	0, 1
$x_4$	分离器出油汇管失效	0, 1	$x_{21}$	管道过滤器故障	0, 1
$x_5$	分离器出气汇管失效	0, 1	$x_{22}$	回水阀组故障	0, 0.5, 1
$x_6$	集油阀组故障	0, 0.5, 1	$x_{23}$	回水汇管失效	0, 1
$x_7$	集油汇管失效	0, 1	$x_{24}$	加热缓冲装置(采暖炉)故障	0, 0.5, 1
$x_8$	破乳剂加药装置故障	0, 0.5, 1	$x_{25}$	采暖泵故障	0, 0.5, 1
$x_9$	天然气除油器故障	0, 0.5, 1	$x_{26}$	热水汇管失效	0, 1
$x_{10}$	外输气流量计故障	0, 1	$x_{27}$	热水阀组故障	0, 0.5, 1

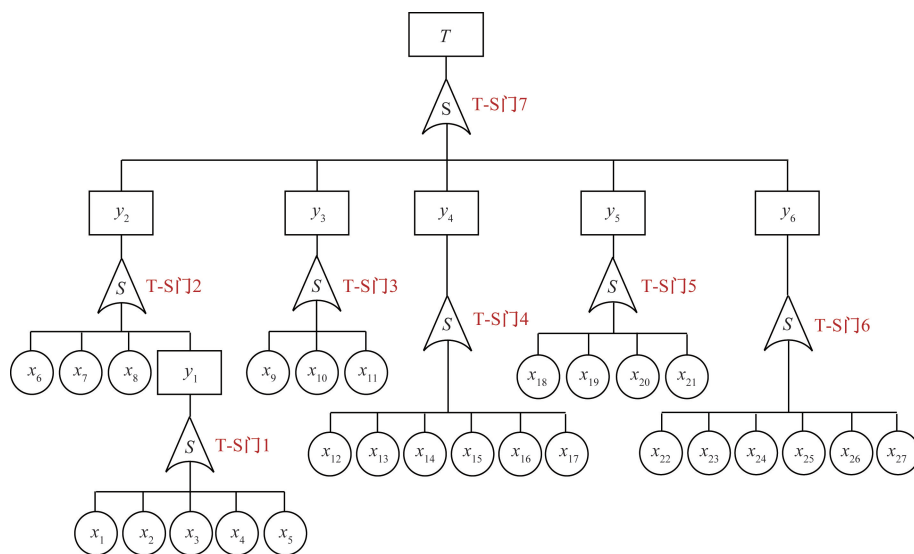


图5 转油站工艺系统 T-S 模糊故障树  
Fig. 5 T-S FFT of oil transfer station process system

表 5 T-S 模糊门 1 的描述规则

Table 5 The description rules of T-S fuzzy gate 1

规则	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$y_1$		
						0	0.5	1
1	0	0	0	0	0	0.901	0.090	0.009
2	0	0	0	0	1	0.863	0.120	0.017
3	0	0	0	1	0	0.746	0.200	0.054
4	0	0	0	1	1	0.662	0.247	0.092
5	0	0	1	0	0	0.813	0.157	0.030
6	0	0	1	0	1	0.746	0.200	0.054
7	0	0	1	1	0	0.560	0.290	0.150
8	0	0	1	1	1	0.447	0.322	0.231
9	0	0.5	0	0	0	0.637	0.330	0.033
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
35	1	0.5	0	1	0	0.135	0.503	0.362
36	1	0.5	0	1	1	0.088	0.456	0.456
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
47	1	1	1	1	0	0.017	0.120	0.863
48	1	1	1	1	1	0.009	0.090	0.901

表 6 T-S 模糊门 3 的描述规则

Table 6 The description rules of T-S fuzzy gate 3

规则	$x_9$	$x_{10}$	$x_{11}$	$y_3$		
				0	0.5	1
1	0	0	0	0.901	0.090	0.009
2	0	0	1	0.706	0.223	0.071
3	0	1	0	0.827	0.147	0.026
4	0	1	1	0.532	0.299	0.168
5	0.5	0	0	0.338	0.602	0.060
6	0.5	0	1	0.119	0.669	0.212
7	0.5	1	0	0.212	0.669	0.119
8	0.5	1	1	0.060	0.602	0.338
9	1	0	0	0.168	0.299	0.532
10	1	0	1	0.026	0.147	0.827
11	1	1	0	0.071	0.223	0.706
12	1	1	1	0.009	0.090	0.901

表 7 T-S 模糊门 6 的描述规则

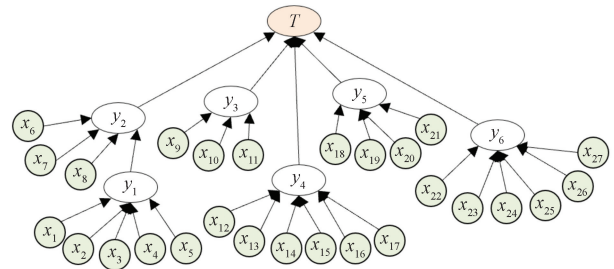
Table 7 The description rules of T-S fuzzy gate 6

规则	$x_{22}$	$x_{23}$	$x_{24}$	$x_{25}$	$x_{26}$	$x_{27}$	$y_6$		
							0	0.5	1
1	0	0	0	0	0	0	0.901	0.090	0.009
2	0	0	0	0	0	0.5	0.845	0.141	0.014
3	0	0	0	0	0	1	0.837	0.140	0.023
4	0	0	0	0	1	0	0.837	0.140	0.023
5	0	0	0	0	1	0.5	0.755	0.210	0.035
6	0	0	0	0	1	1	0.738	0.205	0.057
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
36	0	0	0.5	1	1	1	0.122	0.439	0.439
37	0	0	1	0	0	0	0.672	0.241	0.087
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
108	0	1	1	1	1	1	0.023	0.140	0.837
109	0.5	0	0	0	0	0	0.845	0.141	0.014
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
323	1	1	1	1	1	0.5	0.014	0.141	0.845
324	1	1	1	1	1	1	0.009	0.090	0.901

3.2 基于 T-S 故障树构建贝叶斯网络

按照图 3 所示的映射方法将转油站工艺系统

T-S 故障树转化为贝叶斯网络的有向无环图,同时将第 3.1 节构造的 7 个 T-S 门描述规则表转化为贝叶斯网络相应节点的条件概率表,由此建立起转油站工艺系统故障贝叶斯网络模型,如图 6 所示。



$x_1 \sim x_{27}$  为根节点;  $y_1 \sim y_5$  为中间节点;  $T$  为叶节点

图 6 转油站工艺系统故障贝叶斯网络模型

Fig. 6 Bayesian network model oil transfer station process system failure

3.3 基于 BN 的 T-S 故障树定量分析

3.3.1 基本事件故障率估计

转油站等油气厂站设备的失效虽为小概率事件,但在油气田实施完整性管理之前,对设备故障类数据的采集与分析并未受到足够重视,这导致中国至今仍未建立起一个系统全面的油气工业可靠性数据库。因此,这里根据通用数据库和现场收集的少量特定故障样本数据,采用表 2 中的贝叶斯更新估计公式估算得到基本事件的故障率均值和置信水平为 90% 的置信区间,结果如表 8 所示。

表 8 T-S 故障树基本事件的故障率

Table 8 Failure rates of basic events in T-S fault tree

基本事件	故障率		基本事件	故障率	
	均值/ $a^{-1}$	90% 的置信区间		均值/ $a^{-1}$	90% 的置信区间
$x_1$	0.167	[0.020, 0.434]	$x_{15}$	0.367	[0.153, 0.656]
$x_2$	0.268	[0.087, 0.478]	$x_{16}$	0.136	[0.016, 0.355]
$x_3$	0.150	[0.018, 0.391]	$x_{17}$	0.236	[0.087, 0.403]
$x_4$	0.227	[0.052, 0.503]	$x_{18}$	0.210	[0.076, 0.386]
$x_5$	0.250	[0.057, 0.554]	$x_{19}$	0.081	[0.019, 0.149]
$x_6$	0.084	[0.036, 0.137]	$x_{20}$	0.150	[0.018, 0.391]
$x_7$	0.125	[0.015, 0.326]	$x_{21}$	0.278	[0.064, 0.615]
$x_8$	0.300	[0.111, 0.564]	$x_{22}$	0.108	[0.022, 0.214]
$x_9$	0.218	[0.052, 0.397]	$x_{23}$	0.188	[0.022, 0.488]
$x_{10}$	0.318	[0.099, 0.640]	$x_{24}$	0.256	[0.070, 0.536]
$x_{11}$	0.188	[0.022, 0.488]	$x_{25}$	0.041	[0.012, 0.079]
$x_{12}$	0.208	[0.048, 0.461]	$x_{26}$	0.107	[0.013, 0.279]
$x_{13}$	0.225	[0.077, 0.437]	$x_{27}$	0.146	[0.042, 0.271]
$x_{14}$	0.402	[0.159, 0.737]			

3.3.2 系统不同故障状态的可靠度

将基本事件后验故障率的均值作为故障率输入值,并假设其出现故障状态 1 与故障状态 0.5 的故障率相同,结合各节点条件概率表和式(1)可计算得转油站工艺系统出现不同故障状态的故障率分别为

$$\begin{aligned}
P(T = 0.5) &= \sum_{x_1, \dots, x_{27}, y_1, \dots, y_6} P(x_1, \dots, x_{27}, y_1, \dots, y_6, \\
&T = 0.5) = \sum_{y_2, \dots, y_6} P(T = 0.5 | y_2, \dots, y_6) \\
&\sum_{x_6, x_7, x_8, y_1} P(y_2 | x_6, x_7, x_8, y_1) P(x_6) P(x_7) P(x_8) \\
&\sum_{x_1, \dots, x_5} P(y_1 | x_1, \dots, x_5) P(x_1) \dots P(x_5) \times \\
&\sum_{x_9, x_{10}, x_{11}} P(y_3 | x_9, x_{10}, x_{11}) P(x_9) P(x_{10}) P(x_{11}) \dots \\
&\sum_{x_{22}, \dots, x_{27}} P(y_6 | x_{22}, \dots, x_{27}) P(x_{22}) \dots P(x_{27}) = 0.104
\end{aligned} \tag{6}$$

$$P(T = 1) = 0.373 \tag{7}$$

$$P(T = 0) = 1 - P(T = 0.5) - P(T = 1) = 0.523 \tag{8}$$

### 3.3.3 基本事件的概率重要度分析

根据基本事件重要度分析原理和求解算法,计算得到各基本事件故障状态为 0.5 和 1 对系统故障状态为 0.5 和 1 的概率重要度,如表 9 所示。

表 9 基本事件故障状态为 0.5 和 1 时的概率重要度

Table 9 Probability importance of basic events for failure states 0.5 and 1

事件状态	$I_{Pq}^T(x_i = S_i^{ai})$		事件状态	$I_{Pq}^T(x_i = S_i^{ai})$	
	$T_q = 0.5$	$T_q = 1$		$T_q = 0.5$	$T_q = 1$
$x_1 = 0.5$	—	—	$x_{14} = 1$	0.040 4	0.034 4
$x_1 = 1$	0.015 8	0.013 2	$x_{15} = 0.5$	—	—
$x_2 = 0.5$	0.022 1	0.010 2	$x_{15} = 1$	0.023 3	0.021 4
$x_2 = 1$	0.027 7	0.022 3	$x_{16} = 0.5$	—	—
$x_3 = 0.5$	—	—	$x_{16} = 1$	0.028 1	0.031 0
$x_3 = 1$	0.010 4	0.008 4	$x_{17} = 0.5$	0.015 6	0.005 9
$x_4 = 0.5$	—	—	$x_{17} = 1$	0.015 5	0.014 3
$x_4 = 1$	0.015 8	0.013 0	$x_{18} = 0.5$	0.064 3	0.070 8
$x_5 = 0.5$	—	—	$x_{18} = 1$	0.075 2	0.028 2
$x_5 = 1$	0.005 1	0.004 0	$x_{19} = 0.5$	—	—
$x_6 = 0.5$	0.026 1	0.009 6	$x_{19} = 1$	0.044 0	0.022 5
$x_6 = 1$	0.024 5	0.023 2	$x_{20} = 0.5$	—	—
$x_7 = 0.5$	—	—	$x_{20} = 1$	0.024 5	0.024 3
$x_7 = 1$	0.047 3	0.052 7	$x_{21} = 0.5$	—	—
$x_8 = 0.5$	0.052 6	0.017 1	$x_{21} = 1$	0.024 7	0.023 2
$x_8 = 1$	0.050 1	0.043 8	$x_{22} = 0.5$	0.008 3	0.002 9
$x_9 = 0.5$	0.025 1	0.007 4	$x_{22} = 1$	0.022 6	0.021 6
$x_9 = 1$	0.024 0	0.021 9	$x_{23} = 0.5$	—	—
$x_{10} = 0.5$	—	—	$x_{23} = 1$	0.008 9	0.005 6
$x_{10} = 1$	0.003 4	0.002 6	$x_{24} = 0.5$	0.020 6	0.006 3
$x_{11} = 0.5$	—	—	$x_{24} = 1$	0.022 3	0.014 1
$x_{11} = 1$	0.006 9	0.005 5	$x_{25} = 0.5$	0.022 4	0.007 6
$x_{12} = 0.5$	0.015 5	0.005 9	$x_{25} = 1$	0.022 8	0.018 3
$x_{12} = 1$	0.015 4	0.014 3	$x_{26} = 0.5$	—	—
$x_{13} = 0.5$	0.041 2	0.014 7	$x_{26} = 1$	0.008 9	0.005 8
$x_{13} = 1$	0.039 3	0.039 3	$x_{27} = 0.5$	0.008 2	0.002 8
$x_{14} = 0.5$	0.040 3	0.013 5	$x_{27} = 1$	0.008 8	0.005 6

结合表 9 和式(3),计算基本事件  $x_i$  对系统故障状态为 0.5 和 1 的 T-S 故障树概率重要度,如表 10 所示。

通过比较各个基本事件对系统故障状态为 0.5 和 1 的概率重要度,可以确定重要度值较高的  $x_7$  (集油汇管失效)、 $x_8$  (破乳剂加药装置故障)、 $x_{13}$  (掺水加热缓冲装置故障)、 $x_{14}$  (掺水泵故障)、 $x_{16}$  (掺水汇管失效)、 $x_{18}$  (外输油泵故障)是该转油站工艺系统中相对薄弱的环节。因此,有必要对这些设备进行重点检查和维护,以提升整个工艺系统的可靠性。

表 10 基本事件的概率重要度

Table 10 Probability importance of basic events

事件符号	$I_{Pq}^T(x_i)$		事件符号	$I_{Pq}^T(x_i)$		事件符号	$I_{Pq}^T(x_i)$	
	$T_q = 0.5$	$T_q = 1$		$T_q = 0.5$	$T_q = 1$		$T_q = 0.5$	$T_q = 0.5$
$x_1$	0.015 8	0.013 2	$x_{10}$	0.003 4	0.002 6	$x_{19}$	0.022 0	0.011 3
$x_2$	0.024 9	0.016 2	$x_{11}$	0.006 8	0.005 4	$x_{20}$	0.024 5	0.024 3
$x_3$	0.010 4	0.008 4	$x_{12}$	0.015 4	0.014 3	$x_{21}$	0.024 7	0.023 2
$x_4$	0.015 8	0.013 0	$x_{13}$	0.040 3	0.027 0	$x_{22}$	0.015 5	0.012 2
$x_5$	0.005 1	0.004 0	$x_{14}$	0.040 3	0.023 9	$x_{23}$	0.008 9	0.005 6
$x_6$	0.025 3	0.016 4	$x_{15}$	0.023 3	0.021 4	$x_{24}$	0.021 5	0.010 2
$x_7$	0.047 3	0.052 7	$x_{16}$	0.028 1	0.030 9	$x_{25}$	0.022 6	0.013 0
$x_8$	0.050 1	0.043 8	$x_{17}$	0.015 5	0.010 1	$x_{26}$	0.008 9	0.005 8
$x_9$	0.024 5	0.014 6	$x_{18}$	0.069 7	0.049 5	$x_{27}$	0.008 5	0.004 2

### 3.4 系统故障致因诊断

当系统故障发生后,优先调查疑似原因对于实现有效的故障诊断至关重要。利用贝叶斯网络的逆向推理特性有助于快速识别出最可能的直接原因。通过应用式(4)和式(5)计算,或者基于 Netica、GeNIe 等软件建模,分别将转油站工艺系统故障状态 0.5 和 1 的发生概率设置为 100%,可得到各基本事件的后验故障率(表 11)以及相应的变化率(图 7)。

表 11 系统故障状态 0.5 和 1 时基本事件的后验故障率

Table 11 Posterior failure rates of basic events when system failure states 0.5 and 1 occur

基本事件	$P(x_i = S_i^{ai}   T = 0.5)$				基本事件	$P(x_i = S_i^{ai}   T = 1)$			
	0.5	1	0.5	1		0.5	1	0.5	1
$x_1$	—	0.173	—	0.184	$x_{15}$	—	0.381	—	0.414
$x_2$	0.274	0.278	0.272	0.303	$x_{16}$	—	0.145	—	0.171
$x_3$	—	0.154	—	0.160	$x_{17}$	0.241	0.241	0.238	0.257
$x_4$	—	0.235	—	0.249	$x_{18}$	0.230	0.236	0.311	0.225
$x_5$	—	0.253	—	0.257	$x_{19}$	—	0.090	—	0.097
$x_6$	0.089	0.088	0.089	0.100	$x_{20}$	—	0.158	—	0.180
$x_7$	—	0.139	—	0.180	$x_{21}$	—	0.291	—	0.322
$x_8$	0.317	0.316	0.297	0.374	$x_{22}$	0.11	0.110	0.110	0.113
$x_9$	0.227	0.226	0.220	0.251	$x_{23}$	—	0.191	—	0.196
$x_{10}$	—	0.320	—	0.324	$x_{24}$	0.262	0.263	0.258	0.277
$x_{11}$	—	0.190	—	0.195	$x_{25}$	0.043	0.043	0.043	0.048
$x_{12}$	0.213	0.213	0.212	0.229	$x_{26}$	—	0.109	—	0.112
$x_{13}$	0.239	0.238	0.231	0.284	$x_{27}$	0.149	0.149	0.149	0.152
$x_{14}$	0.411	0.411	0.380	0.461					

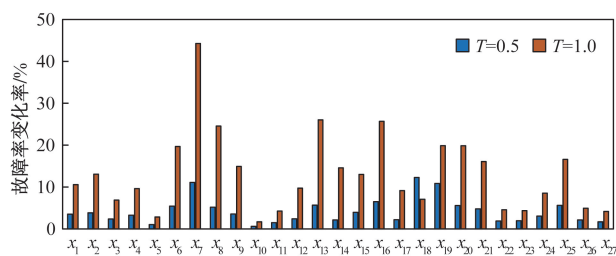


图7 系统故障状态 0.5 和 1 发生时基本事件故障率的变化

Fig. 7 Changes in the failure rate of basic events when system failure states 0.5 and 1 occur

由此可知,当系统故障状态 1 发生时,具有较高故障率变化率的  $x_7$ 、 $x_8$ 、 $x_{13}$ 、 $x_{16}$  是事故发生的首要疑似原因,应列为优先调查对象;而当系统故障状态 0.5 出现时,建议优先调查对象是  $x_7$ 、 $x_{18}$ 、 $x_{19}$ 。

## 4 结论

(1)将贝叶斯网络与 T-S 模糊故障树进行互补融合,为转油站等油气工艺系统的可靠性评估提供了一种有效的解决途径。该方法充分利用了 T-S 故障树在描述系统故障多态性、事件逻辑关系模糊性及复杂性方面的优势,同时基于映射生成的贝叶斯网络实现了系统不同故障状态发生后故障致因的逆向推理诊断。这一有效的融合提高了可靠性评估的准确性和效率,为油气工艺系统的安全运行提供了更为坚实的理论支撑。

(2)针对油气厂站设备故障样本数据积累量不足、信息不完整以及数据质量参差不齐等现实状况,提出了基于贫故障样本和通用可靠性数据库的基本事件故障率贝叶斯更新估计模型。该模型能够有效地利用有限的故障样本数据和通用可靠性数据库信息,对基本事件故障率进行更为准确的估计。此外,在故障数据缺失的情况下,还建议采用基于模糊群体决策理论的失效概率估算方法<sup>[7]</sup>,进一步提高了可靠性评估的可行性和准确性。这些方法不仅为转油站工艺系统的可靠性评估提供了必要的基础数据支撑,还为其他类似系统的可靠性评估提供了有益的参考。

(3)构建了典型转油站工艺系统的 T-S 模糊故障树模型和贝叶斯网络模型,并通过两种模型协同工作,有效地进行了系统不同故障状态的可靠性评估与故障原因诊断。这样的应用不仅为系统的安全运行提供了有力的决策依据,同时也揭示了故障关系模型的复杂性和条件概率表的庞大性所带来的计算繁琐和工作量巨大的问题。针对这一问题,建议使用一些辅助工具(如 GeNIe、Python 等)来提高计算效率,并确保计算结果的准确性。

## 参 考 文 献

- [1] 张帅. 转油站安全隐患及安全模式强化策略[J]. 化学工程与装备, 2023(8):260-261.  
Zhang Shuai. Safety hazards and reinforcement strategies for transformer oil stations[J]. Chemical Engineering and Equipment, 2023 (8): 260-261.
- [2] 王金江, 张来斌, 蔡永军. 油气站场风险评价[M]. 北京:石油工业出版社, 2020.  
Wang Jinjiang, Zhang Laibin, Cai Yongjun. Risk assessment of oil and gas stations[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2020.
- [3] Sihite J F, Kohda T. Assessing the reliability of power transformer by quantitative fault tree analysis[J]. Advanced Materials Research, 2013(694/697): 901-906.
- [4] Yazdi M, Mohammad J, Li H, et al. Fault tree analysis improvements: a bibliometric analysis and literature review[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2023, 39(5): 1639-1658.
- [5] Tanaka H, Fan L T, Lai F S, et al. Fault-tree analysis by fuzzy probability[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1983, 32(5): 453-457.
- [6] 安慧, 黄艾, 安敏, 等. 基于模糊故障树的建筑施工高处坠落全面风险评估[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(19): 8568-8576.  
An Hui, Huang Ai, An Min, et al. Comprehensive risk assessment of building construction falling from height based on fuzzy fault tree[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(19): 8568-8576.
- [7] Wang D Q, Zhang P, Chen L Q. Fuzzy fault tree analysis for fire and explosion of crude oil tanks[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2013, 26(6): 1390-1398.
- [8] 王卓, 刘斌, 蒋峥. 基于加权证据理论的受电弓事故树分析[J]. 安全与环境学报, 2014, 14(5): 19-22.  
Wang Zhuo, Liu Bin, Jiang Zheng. Accident tree analysis of pantograph based on weighted evidence theory[J]. Journal of Safety and Environment, 2014, 14(5): 19-22.
- [9] 李俊山, 张鹏, 刘武, 等. 考虑底事件失效相关情况下的故障树分析方法研究[J]. 机械, 2005, 32(7): 10-11, 15.  
Li Junshan, Zhang Peng, Liu Wu, et al. Fault tree analysis method based on failure dependence of bottom event[J]. Machinery, 2005, 32(7): 10-11, 15.
- [10] 刘彦麟, 彭星煜, 姚东池, 等. 考虑失效相关性的管道腐蚀故障树新算法[J]. 油气储运, 2019, 38(1): 31-39.  
Liu Yanlin, Peng Xingyu, Yao Dongchi, et al. A new algorithm for fault tree of pipeline corrosion based on failure correlation[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2019, 38(1): 31-39.
- [11] 王大庆, 张鹏, 郭龔, 等. 考虑相关性时 LNG 储罐泄漏模糊事故树定量分析[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(1): 96-102.  
Wang Daqing, Zhang Peng, Guo Yan, et al. Quantitative analysis of fuzzy accident tree for LNG tank leakage considering correlation[J]. China Safety Science Journal, 2014, 24(1): 96-102.
- [12] Song H, Zhang H Y, Chan C W. Fuzzy fault tree analysis based on T-S model with application to INS/GPS navigation system[J]. Soft Computing, 2009, 13(1): 31-40.

- [13] 姚成玉, 张炎驿, 王旭峰, 等. T-S 模糊故障树重要度分析方法及应用[J]. 中国机械工程, 2011, 22(11): 1261-1268.  
Yao Chengyu, Zhang Yingyi, Wang Xufeng, et al. Importance analysis method of fuzzy fault tree based on T-S model[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(11): 1261-1268.
- [14] 黄莉莉, 兰淋, 祁江涛, 等. 基于 T-S 模糊故障树的下滑信标故障诊断分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(15): 6661-6666.  
Huang Lili, Lan Lin, Qi Jiangtao, et al. Fault diagnosis of glide-path beacon using T-S fuzzy fault tree[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(15): 6661-6666.
- [15] 黄亮亮, 姚安林, 杨鲁明, 等. 基于 T-S 模糊故障树的输气站场设备失效可能性研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2014(8): 144-149.  
Huang Liangliang, Yao Anlin, Yang Luming, et al. Research on the failure possibility of gas transmission station equipment based on T-S fuzzy fault tree[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2014(8): 144-149.
- [16] 周亚辉, 齐金平, 李少雄, 等. 基于 T-S 模糊故障树的制动系统可靠性分析[J]. 实验室研究与探索, 2021, 40(6): 24-28, 47.  
Zhou Yahui, Qi Jinping, Li Shaoxiong, et al. Reliability analysis of braking system based on T-S module and fault tree[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2021, 40(6): 24-28, 47.
- [17] Sokukcu M, Sakar C. Risk analysis of collision accidents during underway STS berthing maneuver through integrating fault tree analysis(FTA) into Bayesian network(BN)[J]. Applied Ocean Research, 2022, 126. DOI: 10.1016/j.apor.2022.103290.
- [18] 田晓敏, 李晓冬. 基于故障树-模糊贝叶斯网络的装配式建筑施工质量风险分析[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(30): 13119-13126.  
Tian Xiaomin, Li Xiaodong. Quality risk analysis of prefabricated building construction based on fault tree analysis-fuzzy Bayesian network[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(30): 13119-13126.
- [19] 成连华, 魏凯, 曹东强. 基于模糊贝叶斯网络的高层建筑火灾风险评估方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5707-5714.  
Cheng Lianhua, Wei Kai, Cao Dongqiang. Fire risk assessment method of high-rise building based on fuzzy Bayesian network[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5707-5714.
- [20] 姚成玉, 陈东宁, 王斌. 基于 T-S 故障树和贝叶斯网络的模糊可靠性评估方法[J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 193-201.  
Yao Chengyu, Chen Dongning, Wang Bin. Fuzzy reliability assessment method based on T-S fault tree and Bayesian network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 193-201.
- [21] 李鹏, 徐格宁. 基于 BN 和 T-S 模糊故障树的起重机变幅机构可靠性评估[J]. 中国工程机械学报, 2021, 19(3): 273-277, 282.  
Li Peng, Xu Gening. Reliability evaluation of craneluffing mechanism based on BN and T-S fuzzy fault tree[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2021, 19(3): 273-277, 282.
- [22] 姚成玉, 陈东宁. T-S 故障树理论及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2020.  
Yao Chengyu, Chen Dongning. T-S fault tree theory and its applications[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2020.
- [23] OREDA. Offshore reliability data handbook[M]. Trondheim: SINTEF Industrial Management, 2005.
- [24] Center for Chemical Process Safety. Guidelines for process equipment reliability data, with data tables[M]. New York: John Wiley & Sons, American Institute of Chemical Engineers, 1989.
- [25] Shafaghi A. Equipment failure rate updating-Bayesian estimation[J]. Journal of Hazardous Materials, 2008, 159(1): 87-91.
- [26] Roed W, Mosleh A, Vinnem J E, et al. On the use of the hybrid causal logic method in offshore risk analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(2): 445-455.