陈超,袁博渊,王海军, 等. 基于贝叶斯网络的甲醇罐区火灾事故风险分析[J]. 安全与环境学报, 2026, 26(7): 2499 - 2505.
Chen Chao, Yuan Boyuan, Wang Haijun, et al. Risk analysis of methanol tank area fire accidents based on Bayesian network[J]. Journal of Safety and Environment, 2026, 26(7): 2499 - 2505.

基于贝叶斯网络的甲醇罐区火灾事故风险分析*

陈 超[1,2,3],袁博渊[1],王海军[4],王 博[5],曾 涛[2,3],王钰杰[1],蒋丽琼[6]

(1 西南石油大学石油与天然气工程学院,成都 610500;2 中国安全生产科学研究院,北京 100012;
3 重大危险源与化工园区系统安全应急管理重点实验室,北京 100012;
4 中国石油天然气股份有限公司吉林油田分公司二氧化碳捕集埋存与提高采收率(CCS - EOR)开发公司,吉林松原 138000;
5 国家管网集团云南分公司,昆明 650000;6 国家管网集团西南管道公司,成都 610213)

摘 要:甲醇是一种兼具新能源潜力与基础化工价值的重要化学品,主要通过罐区储存。甲醇泄漏极易引发火灾,且燃烧时烟气较少,以气体辐射为主要传热方式,导致火灾识别预警困难,引发多米诺效应事故。采用事故树分析,辨识甲醇罐区主要风险因素,基于贝叶斯网络理论建立罐区火灾事故概率模型,量化事故概率及识别关键致灾因素;通过动态贝叶斯网络构建火灾多米诺效应演化模型,实现对甲醇罐区火灾及次生灾害风险的动态表征。结果表明,车辆排烟筒火星、违章吸烟火星及动火后留火等是导致甲醇罐区火灾事故的关键因素,且随时间推移,多米诺事故发生概率呈上升趋势。研究可为甲醇罐区火灾防控策略提供依据,助力“双碳”目标实现。

关键词:安全工程;甲醇罐区;动态贝叶斯网络;多米诺效应;火灾事故;风险分析
中图分类号:X937;TQ053.2 **文献标志码**:A **文章编号**:1009-6094(2026)07-2499-07
DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2025.1223

0 引 言

甲醇作为一种新型能源载体,原料来源广、成本低、燃烧清洁,成为替代传统化石燃料的战略选择。但甲醇的低闪点、宽爆炸极限及毒性等高风险特性,导致规模化储运面临重大安全挑战[1]。甲醇罐区设备密集、风险叠加,一旦泄漏可导致池火或气云爆炸,引发多米诺效应,导致重大事故。因此,需通过风险评估实现甲醇产业全生命周期的安全可持续发展[2]。

当前甲醇火灾研究虽取得进展,但多集中于火灾扑救和热辐射影响范围[3-5],针对甲醇罐区的火灾风险分析较少。然而,石化罐区火灾风险研究较为丰富,因此可为甲醇罐区研究提供参考。2020 年,李威臻等[6]结合贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)与事故树分析构建贝叶斯-事故树分析模型,表征了石化泄漏事件中的数据不确定性。王金江等[7]基于风险检验技术构建储气库分离器失效概率与后果模型,提升了储气库站场安全管理自动化水平和风险管控能力。Laal 等[8]、Ji 等[9]和 Pouyakian 等[10]提出了基于模糊贝叶斯网络(Fuzzy Bayesian Network, FBN)的风险评估方法,解决了石油储罐区火灾爆炸多米诺效应的概率不确定性问题。2015 年,Khakzad[11]首次将动态贝叶斯网络(Dynamic Bayesian Network, DBN)引入化工多米诺效应分析,解决了传统方法在时序依赖性与复杂交互中的局限。2020 年,Chen 等[12]首次建立了过程工业多米诺效应的分类体系与防控框架,为连锁事故的风险建模与经济防控提供了理论基础。

综上所述,本文采用事故树分析与贝叶斯网络相结合的方法,构建甲醇罐区火灾事故概率模型,实现对关键致灾因素的辨识和事故概率的量化分析。引入 DBN 构建火灾多米诺效应演化模型,以揭示初始事故触发次生灾害的链式传播机制和动态风险演化规律。

1 理论基础

1.1 静态贝叶斯网络

贝叶斯网络是由 Pearl[13]在 1988 年提出的概率图形模型,又被称为信念网络。它作为一种高效概率计算方法,在风险评估等多学科领域展现出显著的应用价值。贝叶斯网络中的条件独立性假设是其

* 收稿日期: 2025 - 07 - 14
作者简介: 陈超,教授,博士,从事非常规介质储运设备损伤机理与安全防护研究,chenchaoswpu@gmail.com。
基金项目:四川省国际科技创新合作/港澳台科技创新合作项目(2025YFHZ0176);四川省科技计划项目(2023YFS0412)

重要的理论基础,该假设通过分解联合概率分布使概率推理在计算上可行;其有效性直接依赖于网络结构的准确性,因此在构建过程中需依赖相关领域知识以确保拓扑关系的正确性。在条件独立性假设下,设贝叶斯网络由 $U=\{X_1, \cdots, X_n\}$ 组成,根据链式法则,其联合概率[14]为

$$P(U) = \prod_{i=1}^{n} P[X_i | P_a(X_i)] \tag{1}$$

式中 $P(U)$ 为联合概率;U 为变量的集合;X_i 为变量;$P_a(X_i)$ 为 X_i 的母集。

引入新证据 E 后,可推断事件的后验概率,表达式[14]为

$$P(U|E) = \frac{P(U,E)}{P(E)} = \frac{P(U,E)}{\sum_{U} P(U,E)} \tag{2}$$

式中 $P(U|E)$ 为后验概率;E 为新引入的证据条件。

1.2 动态贝叶斯网络

动态贝叶斯网络在传统模型中引入了时间维度,通过将时间轴离散化为连续时间片进行建模。其关键特征在于节点状态不仅依赖于当前片段的父节点,还与自身的前一时刻状态存在跨时依赖。其联合概率[15]为

$$P(U^{t+\Delta t}) = \prod_{i=1}^{n} P[X_i^{t+\Delta t} | X_i^t, P_a(X_i^t), P_a(X_i^{t+\Delta t})] \tag{3}$$

式中 $P(U^{t+\Delta t})$ 为动态贝叶斯网络的联合概率;$U^{t+\Delta t}$ 为 $t+\Delta t$ 时刻的变量集合;X_i^t 为 t 时刻的变量。

2 基于贝叶斯网络的甲醇罐区火灾事故风险概率分析

2.1 甲醇罐区风险源识别

甲醇火灾具有低烟尘、气体辐射主导等特性[3],导致火灾识别预警困难,本文重点分析输送管网及立式储罐等高危环节的工艺系统,应用事故树分析法保障关键风险源的识别[6]。火灾事故形成需满足三要素:可燃物、助燃物和点火源。鉴于大气环境中甲醇燃烧时氧气供给充足,聚焦于点火源与可燃物(甲醇泄漏)的耦合作用机制,并限定于火灾引发的多米诺效应分析,不涉及蒸汽云爆炸等其他事故情景。

在风险源识别阶段,结合油气储运与安全科学领域专家经验,运用事故树分析法辨识出罐区火灾主因:甲醇泄漏与罐区火源。甲醇泄漏的原因包括装卸过程泄漏、管道泄漏和罐体泄漏等,罐区火源包括罐区出现的明火、金属碰撞火花、静电火花、雷电火花等。具体风险事件与对应节点见表 1,先验概率通过文献[16-17]获得。甲醇罐区池火灾事故作为顶事件,通过火源与甲醇泄漏双路径分析,筛选出 56 个具有显著作用的风险因素作为贝叶斯网络的关键节点,其中叶节点(T)1 个、中间节点(M)21 个、根节点(X)34 个。

2.2 基于贝叶斯网络模型的事故概率分析

根据甲醇罐区风险源识别,使用 GeNIe 软件建立如图 1 所示的贝叶斯网络模型。根节点的先验概率见表 1,据此完成 BN 模型的概率参数配置。通过

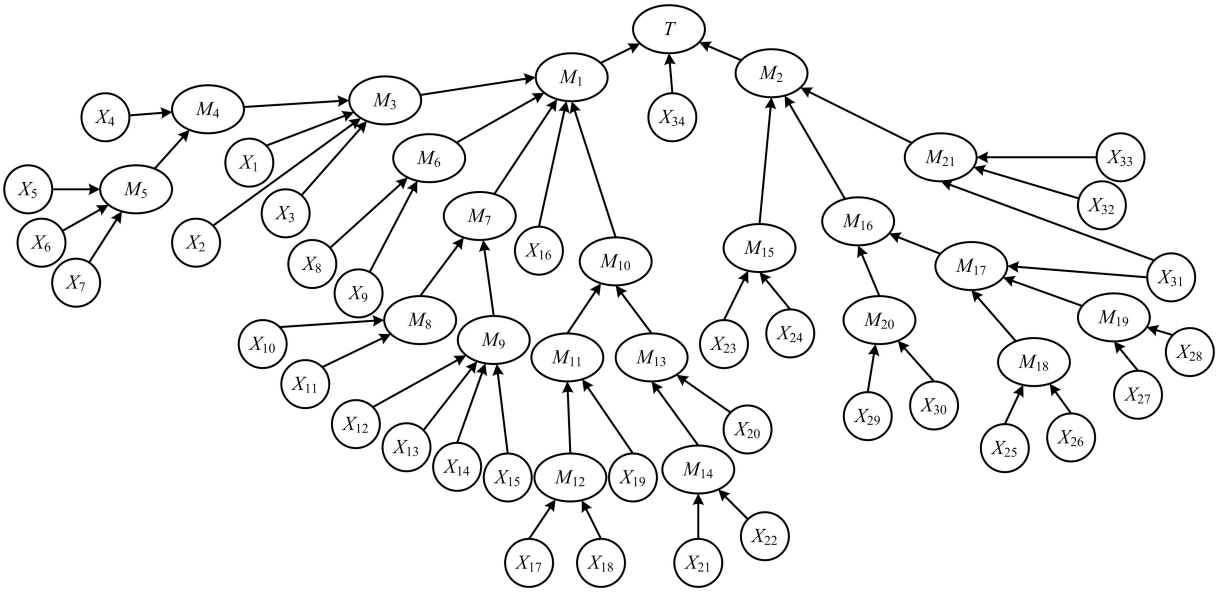

图 1 甲醇罐区火灾事故的贝叶斯网络模型

Fig. 1 BN model of fire accidents in the methanol tank area

表 1　甲醇罐区火灾风险事件汇总

Table 1　Summary of fire risk incidents in the methanol tank area

节点	事件	先验概率	后验概率	节点	事件	先验概率	后验概率
T	火灾	—	—	X_7	动火作业隔离失效	3.56×10^{-4}	2.03×10^{-2}
M_1	火源	—	—	X_8	用不防爆金属工具作业	6.50×10^{-4}	3.71×10^{-2}
M_2	甲醇泄漏	—	—	X_9	穿戴铁钉鞋	2.56×10^{-4}	1.46×10^{-2}
M_3	明火	—	—	X_{10}	直击雷	4.79×10^{-6}	9.15×10^{-6}
M_4	罐区动火火花	—	—	X_{11}	感应雷	5.24×10^{-6}	7.10×10^{-6}
M_5	违章动火	—	—	X_{12}	未安装避雷设施	3.12×10^{-4}	3.12×10^{-4}
M_6	金属撞击火花	—	—	X_{13}	避雷设施接地电阻过高	2.91×10^{-4}	2.91×10^{-4}
M_7	雷电火花	—	—	X_{14}	避雷设施损坏	3.56×10^{-3}	3.56×10^{-3}
M_8	罐区遭受雷击	—	—	X_{15}	避雷设施设计缺陷	2.17×10^{-3}	2.17×10^{-3}
M_9	避雷设施失效	—	—	X_{16}	电气火花	5.98×10^{-3}	3.41×10^{-1}
M_{10}	静电火花	—	—	X_{17}	鞋与地面摩擦产生静电	2.11×10^{-3}	2.36×10^{-3}
M_{11}	人体静电火花	—	—	X_{18}	静电消除措施失效	2.29×10^{-3}	2.56×10^{-3}
M_{12}	人体产生静电	—	—	X_{19}	作业中接触未接地导体	4.56×10^{-4}	5.68×10^{-4}
M_{13}	罐体静电火花	—	—	X_{20}	静电接地线损坏	3.22×10^{-4}	3.69×10^{-4}
M_{14}	静电累积	—	—	X_{21}	管道内壁粗糙	2.40×10^{-4}	2.44×10^{-4}
M_{15}	装卸过程泄漏	—	—	X_{22}	未使用防静电过滤器	2.35×10^{-3}	2.39×10^{-3}
M_{16}	连接部位泄漏	—	—	X_{23}	装卸作业人员误操作	6.74×10^{-4}	2.73×10^{-2}
M_{17}	管道泄漏	—	—	X_{24}	设备连接不牢	8.39×10^{-4}	3.40×10^{-2}
M_{18}	管道腐蚀	—	—	X_{25}	管道内壁腐蚀	6.77×10^{-3}	2.74×10^{-1}
M_{19}	管道老化破损	—	—	X_{26}	管道应力腐蚀	4.95×10^{-3}	2.01×10^{-1}
M_{20}	法兰阀门泄漏	—	—	X_{27}	管道自然老化	4.07×10^{-4}	1.65×10^{-2}
M_{21}	罐体泄漏	—	—	X_{28}	焊接环节薄弱	4.32×10^{-4}	1.75×10^{-2}
X_1	车辆排烟筒火星	2.48×10^{-3}	1.41×10^{-1}	X_{29}	密封材料老化	4.05×10^{-3}	1.64×10^{-1}
X_2	违章吸烟火星	2.27×10^{-3}	1.29×10^{-1}	X_{30}	安装过程误操作	3.29×10^{-3}	1.33×10^{-1}
X_3	其他明火	2.48×10^{-4}	1.41×10^{-2}	X_{31}	检维修不力	2.37×10^{-3}	9.60×10^{-2}
X_4	动火后留火	4.32×10^{-3}	2.46×10^{-1}	X_{32}	操作不当	6.73×10^{-4}	2.73×10^{-2}
X_5	未取得动火证动火	4.97×10^{-4}	2.83×10^{-2}	X_{33}	储罐腐蚀穿孔	4.77×10^{-4}	1.93×10^{-2}
X_6	动火前未置换彻底	5.97×10^{-4}	3.40×10^{-2}	X_{34}	达燃烧极限	5.40×10^{-3}	1

注:表中 T、$M_1\sim M_{21}$ 的先验概率数据未知,其后验概率与 $X_1\sim X_{34}$ 的先验概率有关,须经模拟计算,因此同为未知。

BN 模型,计算得到火灾(T)事故的发生概率为 2.34×10^{-6},火源(M_1)形成概率为 1.75×10^{-2},甲醇泄漏(M_2)概率为 2.47×10^{-2}。根据计算得到中间事件的发生概率,火源中明火(M_3)和电气火花(X_{16})的发生概率较大,需重点管控作业环节的点火源;甲醇泄漏中连接部位泄漏(M_{16})和罐体泄漏(M_{21})的发生概率较大,需强化设备全寿命周期的完整性管理。

2.3　事故关键致灾因素分析

关键致灾因素通过逆向诊断方法识别:将顶事件概率设为 1,通过逆向推理得到根节点后验概率,见表 1。由式(4)计算根节点的敏感性[18],为事故关键致灾因素分析提供量化依据。

$$\mathrm{ROV}(x_i)=\frac{\pi(x_i)-\theta(x_i)}{\theta(x_i)} \tag{4}$$

式中 ROV(x_i)为根节点的敏感性;$\pi(x_i)$为根节点的后验概率;$\theta(x_i)$为根节点的先验概率。

敏感性分析结果如图 2 所示,其中车辆排烟筒火星(X_1)、违章吸烟火星(X_2)及动火后留火(X_4)等对应的敏感性大,是引起甲醇罐区火灾的关键因素。而火源根节点($X_1 \sim X_9$)的敏感性均值显著高于甲醇泄漏根节点($X_{23} \sim X_{33}$),表明在火灾预防中,火源管控的策略优先级应高于甲醇泄漏防控。

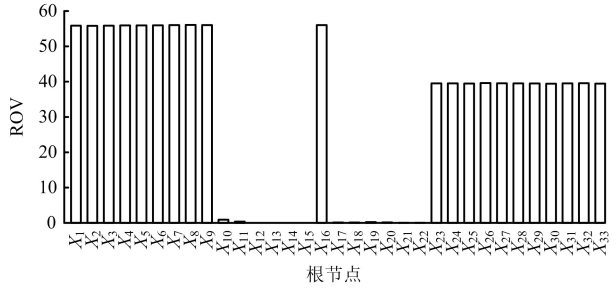

图 2 根节点的敏感性分析

Fig. 2 Sensitivity analysis of the root node

3 基于动态贝叶斯网络的甲醇罐区多米诺事故分析

3.1 多米诺效应

多米诺效应是指由初始事故通过热辐射、冲击波等物理效应,引发邻近设施发生二次事故,最终导致后果严重度激增的连锁反应过程[19]。在实际工程中,次生事故须同时达到严重度阈值且与初始事故场景关联,才可界定为多米诺效应事件。

3.2 动态贝叶斯网络分析

3.2.1 理论分析

在构建甲醇罐区火灾的 DBN 模型时,为表征时间维度,需引入储罐燃尽时间 t_b 与失效时间 t_f 两个关键参数,如式(5)和(6)[11,20]。

$$t_b = \frac{m}{Q_v} \tag{5}$$

$$\ln t_f = -1.13\ln I - 2.67 \times 10^{-5} V + 9.9 \tag{6}$$

式中 t_b 为储罐燃尽时间,s;m 为储罐燃料总质量,kg;Q_v 为甲醇的燃烧速率,kg/s;t_f 为储罐失效时间,s;I 为接收的热辐射,kW/m^2;V 为二次事故单位的体积,m^3。

当某储罐失效后,为计算其周围储罐的损坏概率 P,需引入概率目标值 Y。鉴于甲醇储罐属于常压容器,P 与 Y 的计算式[11]分别为

$$Y = 12.54 - 1.847\ln t_f \tag{7}$$

$$P = 50\left[1 + \frac{Y-5}{|Y-5|}\mathrm{erf}\left(\frac{|Y-5|}{\sqrt{2}}\right)\right] \tag{8}$$

式中 P 为储罐的损坏概率;Y 为概率目标值;erf 为误差函数(高斯误差函数)。

热辐射计算采用单点源模型,该模型依据几何衰减规律表征复杂热辐射场。甲醇液池燃烧的总热辐射通量 Q_R 计算式[18]为

$$Q_R = \eta Q_0 \Delta H_c \tag{9}$$

式中 Q_R 为总热辐射通量,kW;η 为效率因子,为 0.13 ~ 0.35,本次取均值 0.24;Q_0 为甲醇的泄漏速率,kg/s;ΔH_c 为甲醇燃烧热,通常取值为 4.65×10^3 kJ/kg。

单点源模型用于计算距离甲醇液池中心特定距离处的辐射热,其计算式[21]为

$$I = \frac{Q_R t_c}{4\pi L^2} \tag{10}$$

式中 I 为目标接收热辐射量,kW/m^2;t_c 为传导系数,可取 1.0;π 为圆周率,取 3.14;L 为目标到液池中心的距离,m。

3.2.2 模型建立

某甲醇罐区布置如图 3 所示,储罐均为内浮顶立式罐,其中 T1、T2 罐为单体容积 20 000 m^2 的大罐,直径为 42 m,高 14.4 m;T3、T4、T5 罐为单体容积 3 500 m^2 的小罐,直径为 16 m,高 17.4 m。本次模拟以 T4 罐为泄漏源,图 3 显示罐区以 T4 储罐轴对称分布,因此仅需分析 T1 与 T3 罐所受影响,T2、T5 罐分别与 T1、T3 相对称。

本次模拟采用常压甲醇储罐,基于式(9)和(10)的理论分析,在 ALOHA 软件设置 T4 罐液位高度为 80%,泄漏孔直径为 20 cm,泄漏源高度为 2 m,风速为 2.3 m/s,空气温度为 27 ℃,相对湿度为 50%,池火直径为 30 m,进行热辐射计算,以确定 T4 储罐起火工况下相邻储罐的热辐射通量。

依据 Cozzani[22] 提出的多米诺事故阈值标准,常压设备的热辐射阈值为 15 kW/m^2。当 T4 罐发生事故后形成的池火对 T3 的热辐射强度为 15 kW/m^2,达到设定阈值,因此 T4 罐会引发 T3 储罐的一级多米诺事故,T5 罐同理。T4 罐对 T1 罐的热辐射强度为 6 kW/m^2,未达到事故阈值。然而,根据式(5)与(6),T3 罐的失效时间(430 s)远小于 T4 罐的燃尽时间(3 539.5 min),因此 T1 罐将同时受到 T3 与 T4 的协同热作用。T3 罐起火后,该罐对 T1 罐的热辐射强度为 12.6 kW/m^2,此时 T1 罐所受总辐射强度叠加至 18.6 kW/m^2,超过设定阈值,触发二级多米

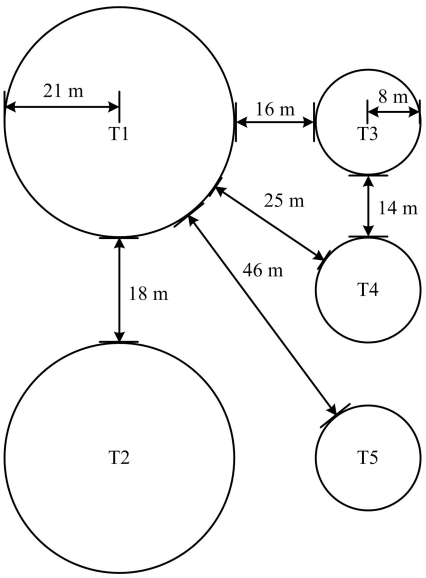

图 3　甲醇储罐区布局示意图

Fig. 3　Schematic diagram of layout for the methanol storage tank area

诺事故,T2 罐情况相同。

根据储罐失效时间差异,多米诺模型可划分为两级演化过程,即可发生两级多米诺事故,具体模型如图 4 所示。为获得各储罐时变失效概率,通过式(7)和(8)计算初始设备损坏概率 P,得出 T1 和 T2 罐为 1.27×10^{-2},T3 和 T5 罐为 4.31×10^{-5}。随后,将第 2 节所得的甲醇罐区火灾事故发生概率与上述初始概率 P,一同导入甲醇罐区火灾多米诺模型。设定 T4 罐火灾事故概率为 1,计算事故发生后 1 000 s 内各储罐时变失效概率,结果分布如图 5 所示。

3.3　结果分析

如图 5 所示,由于罐区以 T4 储罐轴对称,故 T1 与 T2 失效概率曲线一致,T3 与 T5 曲线亦重合。基于多米诺效应模型的储罐失效概率时序分析表明:自 T4 储罐失效开始,各储罐失效概率呈单调递增,理论上渐近于 1。邻近的 T3 与 T5 储罐在未采取消防措施下,其失效概率在 1 000 s 内由 2.34×10^{-6}升至 4.22×10^{-2},持续上升。T1 因 T4 热辐射强度未达到其失效阈值,需经 T3 与 T4 储罐协同作用的二级多米诺效应,其失效概率由 2.34×10^{-6}升至 4.11×10^{-2},增幅较小但增速快,T2 储罐同样受此影响。研究表明,事故应急处置应遵循时序优先级:在 T4 储罐火灾初期优先实施灭火措施,同步对 T3 和 T5 储罐启动主动冷却系统抑制热传导;对 T1 和 T2 储罐需采取联合防护降低复合热效应。

4　结　论

本文基于贝叶斯网络建立火灾概率预测模型,

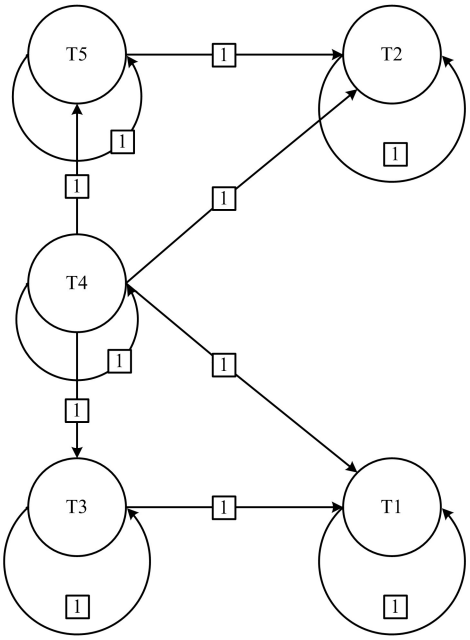

图 4　基于动态贝叶斯网络的多米诺模型

Fig. 4　Domino model based on DBN

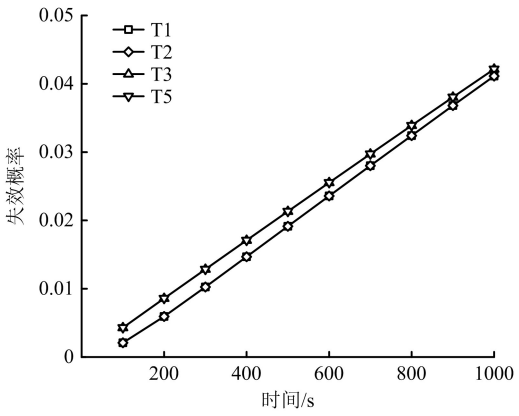

图 5　各罐随时间分布的事故发生概率

Fig. 5　Probability of accident for each tank with time

采用 DBN 揭示火灾多米诺效应演化过程,阐明初始事故至次生灾害的链式传播机制,主要结论如下。

(1)通过事故树分析辨识出甲醇罐区 56 项火灾风险因素,含车辆排烟筒火星、违章吸烟火星及动火后留火等关键致因,基于贝叶斯网络得到初始火灾事故概率为 2.34×10^{-6}。该结果实现了甲醇罐区风险因素从定性辨识到定量解析的转化,为静态风险分析提供量化依据。

(2)DBN 模型表明,甲醇罐区初始火灾事故的热辐射效应可诱发链式失效,1 000 s 内邻近储罐失效概率由 2.34×10^{-6}持续升至 4.22×10^{-2}。数值模拟验证了热辐射阈值与设备失效时间的动态耦合

机制,揭示了多米诺效应具有加速扩散的特征,为事故升级路径预测提供理论依据。

(3)相较传统静态方法,本文构建的 DBN 模型突破单环节分析限制,融合多源概率参数与时序算法,实现了多米诺效应动态传播的量化表征,为甲醇罐区动态风险防控提供理论与方法支撑。

参考文献(References):

[1] 聂超飞, 姜子涛, 刘罗茜, 等. 甲醇管道输送技术发展现状及挑战[J]. 油气储运, 2024, 43(2): 153 - 162.
Nie Chhaofei, Jiang Zitao, Liu Luoxi, et al. Current status and challenges in technology development for methanol pipeline transmission[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(2): 153 - 162.

[2] 姚春德, 姚安仁. 甲醇燃料的应用现状及其展望[J]. 汽车安全与节能学报, 2023, 14(5): 521 - 535.
Yao Chunde, Yao Anren. Review on methanol as fuel for engines and its future prospect[J]. Automotive Safety and Energy, 2023, 14(5): 521 - 535.

[3] 苏忠波, 沈瑞阳, 王媛原, 等. 大型甲醇池火的泡沫叠加灭火试验研究[J]. 消防科学与技术, 2023, 42(8): 1090 - 1093.
Su Zhongbo, Shen Ruiyang, Wang Yuanyuan, et al. Experimental study of foam superimposed fire suppression technique for large methanol pool fires[J]. Fire Science and Technology, 2023, 42(8): 1090 - 1093.

[4] Zhou Qianjun, Hu Yong, Jiang Yong. Assessment study of different radiation models in the simulation of 1 m methanol pool fire[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2023, 53(10): 48 - 58.

[5] 程崇律, 张相冬, 孔凡夫, 等. 基于气液耦合的中等尺度甲醇池火数值模拟[J]. 工程热物理学报, 2022, 43(10): 2804 - 2813.
Cheng Chonglü, Zhang Xiangdong, Kong Fanfu, et al. Numerical simulation of medium-scale methanol pool fires based on gas-liquid coupling[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(10): 2804 - 2813.

[6] 李威臻, 李继繁, 王悦, 等. 基于贝叶斯-事故树的石化企业罐区泄漏风险研究[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2020, 53(1): 12 - 16.
Li Weizhen, Li Jifan, Wang Yue, et al. Study on tank area leakage risk of petrochemical enterprises based on Bayesian-FTA [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis (Natural Science Edition), 2020, 53(1): 12 - 16.

[7] 王金江, 王舒辉, 张兴, 等. 基于 RBI 技术的储气库分离器风险分析[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(2): 21 - 27.
Wang Jinjiang, Wang Shuhui, Zhang Xing, et al. Risk analysis of gas storage separator based on RBI technology [J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(2): 21 - 27.

[8] Laal F, Pouyakian M, Jafari M J, et al. Technical, human, and organizational factors affecting failures of Firefighting Systems (FSs) of atmospheric storage tanks: providing a risk assessment approach using Fuzzy Bayesian Network (FBN) and content validity indicators [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2020, 65: 104157.

[9] Ji Jie, Tong Qi, Khan F, et al. Risk-based domino effect analysis for fire and explosion accidents considering uncertainty in processing facilities [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2018, 57(11): 3990 - 4006.

[10] Pouyakian M, Jafari M J, Laal F, et al. A comprehensive approach to analyze the risk of floating roof storage tanks[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 146: 811 - 836.

[11] Khakzad N. Application of dynamic Bayesian network to risk analysis of domino effects in chemical infrastructures [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 138: 263 - 272.

[12] Chen Chao, Reniers G, Khakzad N. Cost-benefit management of intentional domino effects in chemical industrial areas[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2020, 134: 392 - 405.

[13] Pearl J. Embracing causality in default reasoning[J]. Artificial Intelligence, 1988, 35(2): 259 - 271.

[14] Zarei E, Azadeh A, Khakzad N, et al. Dynamic safety assessment of natural gas stations using Bayesian network [J]. Journal of Hazardous Materials, 2017, 321: 830 - 840.

[15] Khakzad N, Landucci G, Reniers G. Application of dynamic Bayesian network to performance assessment of fire protection systems during domino effects [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 167: 232 - 247.

[16] Wang Wenhe, Shen Kuiling, Wang Beibei, et al. Failure probability analysis of the urban buried gas pipelines using Bayesian networks[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2017, 111: 678 - 686.

[17] 马欣, 师统麾, 薛涛, 等. 基于贝叶斯网络的 LNG 储罐泄漏事故树改进研究[J]. 现代化工, 2017, 37(4): 179 - 182.
Ma Xin, Shi Tonghui, Xue Tao, et al. Improvement of accident tree analysis of LNG tank leakage with Bayesian

networks[J]. Modern Chemical Industry, 2017, 37(4): 179 - 182.

[18] Lu Zihan, Cao Yingbin, Zou Yu, et al. Dynamic risk analysis of fire and explosion domino accidents at hydrogen refueling stations using dynamic Bayesian network[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 95: 546 - 557.

[19] Cozzani V, Gubinelli G, Antonioni G, et al. The assessment of risk caused by domino effect in quantitative area risk analysis[J]. Journal of hazardous materials, 2005, 127 (1/2/3): 14 - 30.

[20] 郑峰, 张明广, 左亚雯. 基于动态贝叶斯网络的化工装置区多米诺事故情景构建[J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2019, 41(5): 554 - 560.
Zheng Feng, Zhang Mingguang, Zuo Yawen. Study on domino accident in vhemical plant area based on dynamic Bayesian network[J]. Journal of Nanjing University of Technology (Natural Science Edition), 2019, 41(5): 554 - 560.

[21] 周亚薇, 匡卓伦, 冷雪, 等. 天然气管道全管径断裂喷射火对周边建筑物外立面热辐射分布研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(8): 2668 - 2674.
Zhou Yawei, Kuang Zhuolun, Leng Xue, et al. Research on the thermal radiation distribution of full bore rupture jet fire from natural gas pipeline on the surrounding building facades[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(8): 2668 - 2674.

[22] Cozzani V, Gubinelli G, Salzano E. Escalation thresholds in the assessment of domino accidental events [J]. Journal of Hazardous Materials, 2006, 129(1/2/3): 1 - 21.

Risk analysis of methanol tank area fire accidents based on Bayesian network

Chen Chao[1,2,3], Yuan Boyuan[1], Wang Haijun[4], Wang Bo[5], Zeng Tao[2,3], Wang Yujie[1], Jiang Liqiong[6]

(1 School of Petroleum Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
2 China Academy of Safety Science, Beijing 100012, China;
3 Key Laboratory of System Safety and Emergency Management for Major Hazard Installations and Chemical Industrial Parks, Beijing 100012, China;
4 CCS - EOR Development Company, Jilin Oilfield Branch, China National Petroleum Corporation, Songyuan 138000, Jilin, China;
5 Yunnan Branch, China National Pipeline Group, Kunming 650000, China;
6 Southwest Pipeline Company, China National Pipeline Group, Chengdu 610213, China)

Abstract: Methanol is an important chemical with both new energy potential and fundamental chemical value, primarily stored in tank farms. Methanol leaks can easily lead to fires, and during combustion, they produce minimal smoke, with gas radiation serving as the primary heat transfer mechanism. This characteristic complicates fire detection and warning, potentially resulting in domino-effect accidents. This study systematically identifies risks in the methanol tank area through fault tree analysis, utilizing vertical storage tanks and pipeline systems as analysis nodes to pinpoint key risk factors. Based on Bayesian network theory, a probability model for tank farm fire accidents was constructed to enable quantitative analysis of accident probabilities. A dynamic Bayesian network method was employed to establish a fire domino effect evolution model, revealing the chain propagation mechanism by which initial accidents trigger secondary incidents. The study identified 56 risk events within the methanol tank farm, including 1 leaf node (T), 21 intermediate nodes (M), and 34 root nodes (X). The calculated probability of a fire accident occurring in the methanol tank area is 2.34×10^{-6}, with the probability of an ignition source being 1.75×10^{-2} and the probability of a methanol leak at 2.47×10^{-2}. Through Bayesian network sensitivity analysis, the key factors contributing to fire accidents were found to be sparks from vehicle exhaust pipes, illegal smoking mars, and residual fires following hot work. The dynamic Bayesian network model illustrated the domino effect of accidents, simulating the failure process associated with tank area fires. It was observed that the failure probability of each storage tank increased continuously over 1 000 seconds, peaking at 4.22×10^{-2} from an initial value of 2.34×10^{-6}. The constructed Bayesian network model effectively identifies the key contributing factors of pool fires in methanol tank farms and their potential domino effects, providing a solid foundation for developing fire prevention and control strategies in these facilities.

Key words: safety engineering; methanol tank area; dynamic Bayesian network; domino effect; fire accident; risk analysis