

基于改进贝叶斯模型的液化天然气库区事故风险评估

王晓光

(山东城市服务职业学院智能制造学院, 山东 烟台 264000)

摘要: 安全隐患、未遂事故等异常事件是小事故升级为重大事故的早期预警, 可用来建立事故模型识别源头事件及纠正保护系统中的不安全因素。结合液化天然气(LNG)库区的工艺特点和事故特征, 对系统危害辨识、预测及预防(system hazard identification, prediction and prevention, SHIPP)模型改进, 提出一种将故障树、贝叶斯网络与 A-star 算法融合的风险评估建模方法。首先依托专家经验, 结合事故报警数据库中的异常事件建立安全屏障模型和故障树; 然后遵循链式法则将故障树映射为贝叶斯网络; 最后与改进的 A-star 算法融合确定事故发生途径。基于 LNG 事故报警数据库的研究表明, 该方法相较于传统的 SHIPP 模型, 可以实现动态前向风险评估并量化事故之间的条件概率, 反向模拟安全屏障失效时的事故发生过程。研究成果可为 LNG 库区的系统安全、风险规避提供合理设计及决策。

关键词: 异常事件; 故障树; 贝叶斯网络; A-star 算法; SHIPP 模型

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2025)12-0267-08

化学过程工业(chemical process industry, CPI)^[1]是一个高度复杂的系统, 使用多种有害物质作为原材料或产品, 由各种设备、控制方案和操作程序组成。人为因素与设备^[2]之间的相互作用易使 CPI 受到流程偏差的影响, 一旦过程控制系统的安全屏障保护层失效, 就会导致事故发生。

预防事故的发生应解决两个问题, 即事故为什么发生和事故如何发生。为解释事故起因, 需建立事故模型, 最早的事故建模方法论可追溯到 1941 年提出的海因里希法则, 该法则通过引入多米诺骨牌理论, 阐明事故因果的连锁关系。2010 年 Kujath 和 Amyotte^[3]综合序列模型和流行病学模型, 提出基于海上石油和天然气加工行业的事故模型, 但是人为和组织管理等影响因素均未在模型中考虑。为了弥补这层遗憾, Rathnayaka 等^[4-5]将被忽略的因素纳入一个新的框架来模拟 CPI 事故, 这个模型被称为系统危害识别、预测、预防方法(system hazard identification, prediction and prevention, SHIPP), 利用事故前兆数据更新安全屏障的失效概率。然而 SHIPP 模型存在两个主要限制: 首先, 故障树分析法未考虑到事件之间的条件依赖性, 无法根据基本事件的故障状态或数量动态更新安全屏障失效概率; 其次, 在安全屏障失效情况下, 不能反向更新基本事件失效概率, 从而

识别故障组件模拟事故发生过程。

本文结合液化天然气(LNG)库区案例, 针对主要限制提出将 SHIPP 模型中的故障树映射为贝叶斯网络, 利用条件概率量化基本事件之间的关联性, 使用经验学习^[6-7]前向更新事故后验概率; 提出将贝叶斯网络同 A-star 算法结合, 以点火预防安全屏障失效为例, 反向更新各节点概率再配合搜索树实现故障路径搜索, 辨识系统危险源。

1 模型分析

1.1 安全屏障模型

本文主要基于 Rathnayaka 等^[4-5]建立的 SHIPP 模型框架(图 1), 该模型框架涵盖与技术、人员、管理与组织方面有关的事故促成因素, 并被归纳为 7 个预防安全屏障。考虑到事故发生过程的时序性, 在事故各阶段发生路径分别设置释放预防、扩散预防、点火预防、升级预防、损害控制与应急管理 5 个安全屏障。

LNG 库区事故的总体发展变化趋势一般经过触发、传播、终止三个阶段, 危险事件在传播阶段被安全屏障阻碍, 根据作用效果, 在下一阶段分别到达传播或终止阶段^[8]。

为了对事故进行合理的定性风险评估^[9], 结合已提出的 SHIPP 模型搭建事件树模型^[10], 如图 2

收稿日期: 2024-12-07

基金项目: 山东城市服务职业学院院级科研基金课题资助

作者简介: 王晓光(1997—), 女, 山东省济宁人, 硕士, 助教, 研究方向为工业智能控制。

所示。该模型描述了在响应异常事件时各阶段安全屏障的动作过程,每个安全屏障由一个节点表示,沿着离开每个节点的两个分支成功或失败,从而造成不同的终止状态发生。

参考 Rathnayaka 等^[4-5]、伍星光等^[8],考虑到事故后果的影响程度不同,对事故风险的定性评估可分为:未遂事故,事件并未导致实际损失;轻微事故,事件可能会对人造成轻微的健康影响或对财产和环境造成轻微影响;一般事故,事件可能造成重大的健康影响或伤害;重大事故,事件可能导致一

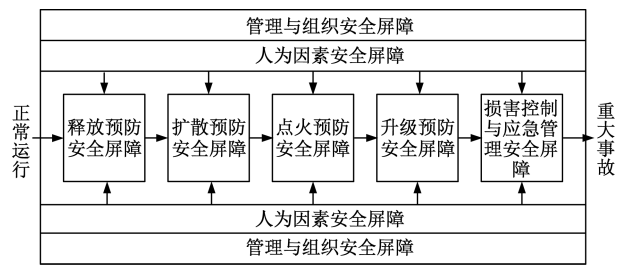


图 1 SHIPP 模型框架

人或多人死亡或重大经济损失;灾难性事故,事件可能造成多人死亡和财产的广泛损害,导致工厂关闭。

1.2 故障树模型

采用故障树分析法^[11]对事故模型中的安全屏障进行分析,建立因果关系。顶事件表示安全屏障失效,与安全屏障相关联的故障树第二层代表次安全屏障,对次安全屏障的分析,可找出造成顶事件失效的影响因素即基本事件。

本文案例 LNG 库区,2019 年未发生灾难性事故和重大事故,异常事件发展最多扩散到第三层,因此,故障树顶事件分别为释放预防安全屏障失效、扩散预防安全屏障失效、点火预防安全屏障失效。三层安全屏障失效故障树模型如图 3~图 5 所示,基本事件发生概率如表 1~表 3 所示。故障树的基本事件失效概率数据来源于国外数据库、文献^[4]、文献^[5]、文献^[8]、文献^[11]以及专家知识和现场数据。

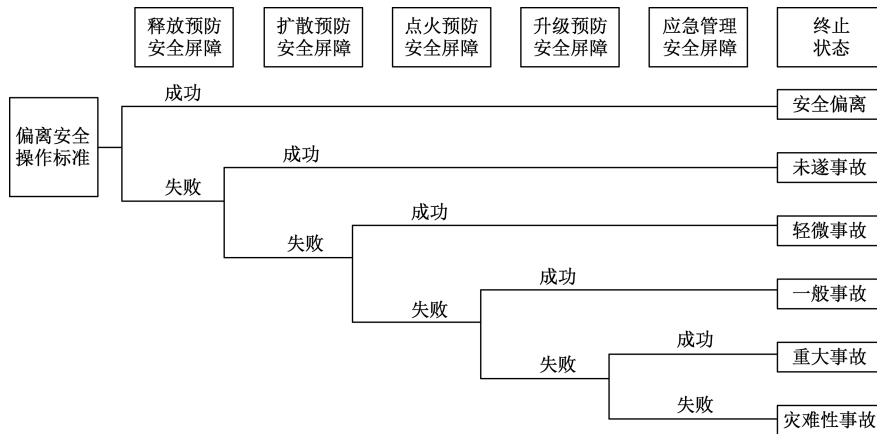


图 2 某企业 LNG 库区事件树结构框架

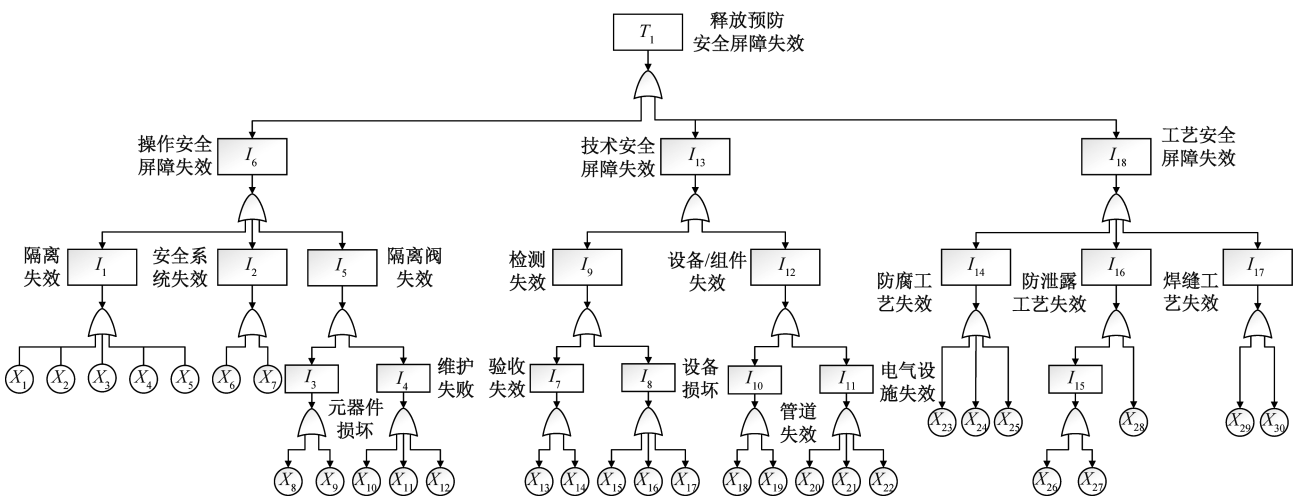


图 3 某 LNG 库区释放预防安全屏障失效故障树

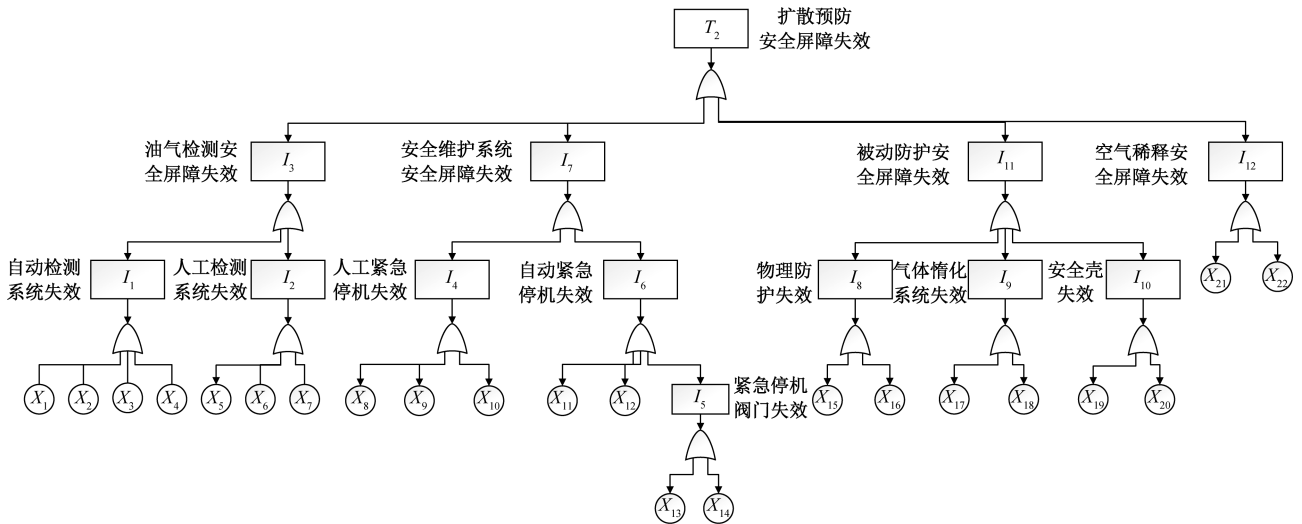


图4 某LNG库区扩散预防安全屏障失效故障树

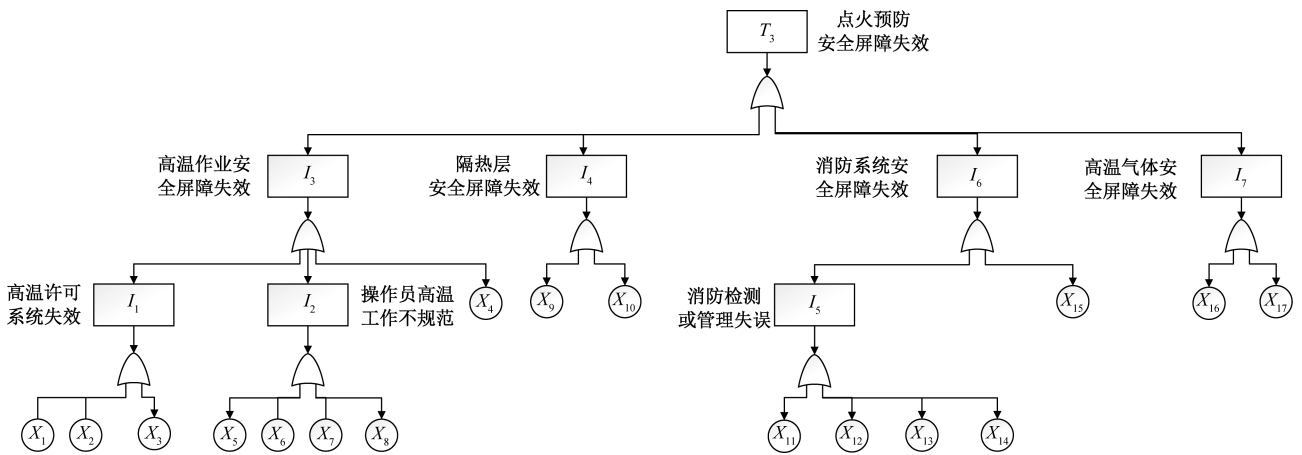


图5 某LNG库区点火预防安全屏障失效故障树

表1 某LNG库区释放预防安全屏障故障树基本事件及先验概率

序号	基本事件	关键概率	序号	基本事件	关键概率
1	开启隔离阀门失败	0.058	16	报警器锈蚀	0.026
2	施工场地未拉警戒线	0.024	17	未做除尘处理	0.015
3	无安全操作手册	0.040	18	管道腐蚀	0.011
4	无工作许可证	0.010	19	管道堵塞	0.013
5	防爆管道未封堵	0.100	20	配电设备失效	0.069
6	传感器失效	0.024	21	电线断开	0.001
7	保护系统失效	0.020	22	设备静电	0.026
8	阀门定位传感器故障	0.090	23	检查方法不规范	0.090
9	阀门定位控制系统故障	0.150	24	未发现腐蚀故障	0.100
10	阀门未定期维修	0.150	25	检查计划延迟	0.050
11	维修未检测到故障	0.015	26	固定不稳	0.077
12	维修超出工作要求	0.050	27	未起作用	0.047
13	施工不合格	0.010	28	未检测到泄露区域	0.050
14	检查标准不合格	0.025	29	未发现焊缝退化	0.066
15	检测器故障	0.025	30	未执行焊缝检查	0.050

表 2 某 LNG 库区扩散预防安全屏障故障树基本事件及先验概率

序号	基本事件	关键概率	序号	基本事件	关键概率
1	气体检测传感器故障	0.128	12	紧急停机控制器故障	0.250
2	气体检测控制器故障	0.001	13	阀门延时响应	0.050
3	气体探测报警故障	0.020	14	未按要求关闭阀门	0.130
4	探测器覆盖不足	0.050	15	物理屏障失效	0.010
5	长时间延误检查	0.010	16	物理屏障性能不足	0.010
6	手动检测轻微释放故障	0.050	17	气体惰化失效	0.050
7	未进行人工检查	0.050	18	气体惰化不足	0.080
8	操作员反应不及时	0.010	19	排水系统失效	0.080
9	操作员意识不足	0.040	20	被动屏障失效	0.040
10	操作员应急响应不规范	0.050	21	通风不足	0.067
11	紧急停车传感器故障	0.024	22	空气流通稀释失败	0.040

表 3 某 LNG 库区点火预防安全屏障故障树基本事件及先验概率

序号	基本事件	关键概率	序号	基本事件	关键概率
1	高温作业许可证未签发	0.033	10	燃烧器屏蔽失效	0.010
2	无规范工作标准	0.067	11	燃烧器未跳闸	0.044
3	未授权进行高温风险评估	0.100	12	火焰探测器检测失败	0.056
4	外部监督失败	0.083	13	火焰探测器故障	0.050
5	操作员培训不足	0.100	14	火焰探测器覆盖不足	0.070
6	未授权操作	0.040	15	安检员未检测到火源	0.050
7	未遵守工作要求	0.045	16	燃油管路绝缘失效	0.010
8	无工作许可证操作	0.010	17	燃烧器绝缘失效	0.010
9	隔热层失效	0.067			

2 贝叶斯网络

2.1 贝叶斯网络搭建

如前文所述, SHIPP 模型利用故障树估计安全屏障失效概率, 然后将失效概率作用于事件树中可估计事故后果的发生概率^[12]。然而, 故障树分析法的概率更新是根据与或门等逻辑门关系, 假设基本事件之间相互独立, 使用最小割集法得到顶事件的失效概率, 对于中间事件与基本事件之间的条件依赖关系未做量化处理; 相反, 贝叶斯网络的动态更新机制^[13]可通过条件概率来描述中间节点与父节点之间的关联程度, 其概率值可通过参数学习、专家经验或对象特征来判断估计^[14]。

综上所述, 可知故障树到贝叶斯网络的转换过程是实现动态前向风险评估的关键, 博洛尼亚大学 Valerio Cozzani 教授给出了一种贝叶斯网络转换^[15]的方法, 本文结合其方法给出了转化过程, 如图 6 所示。

把系统中涉及的随机变量, 根据是否条件独立绘制在一个有向图中, 就形成贝叶斯网络^[16-18]。考虑随机变量之间的条件依赖, 联合概率分布为

$$P(X_1, X_2, \dots, X_N) = \prod_{i=1}^N P[X_i | Pa(X_i)] \quad (1)$$

式中: $Pa(X_i)$ 为变量 X_i 的父节点变量。

同理, 变量 X_i 的概率通过联合概率分解求出:

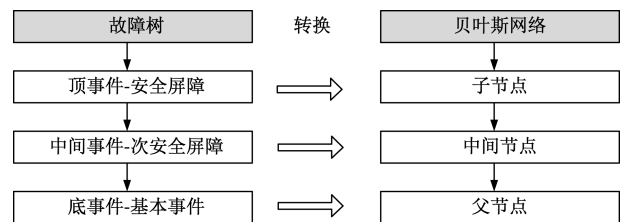


图 6 故障树转贝叶斯网络示意图

$$P(X_i = k) = \sum_j^{N-1} P(X_i = k, X_j) \quad (2)$$

式中: k 为 X_i 的状态值; 边缘概率为遍历联合分布所有对应 X_j 状态值的概率和。

考虑到本文采集的现场数据无法满足参数学习, 参考专家经验和研究对象特性, 将条件概率事件视为等可能事件, 例如中间节点由 3 个父节点组成, 则以每个父节点发生为前提的中间节点发生条件概率为 0.333。根据故障树模型和贝叶斯网络转换方法, 利用 Netica 或 GeNIe 软件搭建释放预防安全屏障、扩散预防安全屏障、点火预防安全屏障贝叶斯网络推理模型^[19-20], 以释放预防安全屏障为例其链式贝叶斯网络示意图(图 7)。

2.2 概率更新

根据现场采集的数据, 考虑到点火预防安全屏障作为事故后果严重程度的转折点, 具有一定的代

表性,本文便以其为主要研究对象展开讨论。

综合对比故障树模型和贝叶斯网络模型可以发现,两种模型都可以实现基本的前向概率更新,但是贝叶斯网络的动态更新机制在处理多元非线性复杂系统时具有更好的适用性。例如,假设工厂检查火源的探测设备维修正常,不存在发生故障的可能性,则安全屏障的失效概率会由 0.041 6 动态更新为 0.040 1;同样,为测试由于企业管理失误带来的工厂事故风险,可以将管理因素(I_3)的基本事件失效概率设定为 1,即贝叶斯网络中父节点的直分条变为灰色,则安全屏障的失效概率动态更新为 0.275(图 8),企业的事故率上升了 6.6 倍。可以得出,事故风险率要想降低到企业可接受标准及以下,设备在做好维护的同时,管理层面也要制定好企业规范,并且能够严格执行。贝叶斯网络的动态概率更新可以更好地结合现场情况对企业的风险程度做出预判,并提供合理的科学决策。

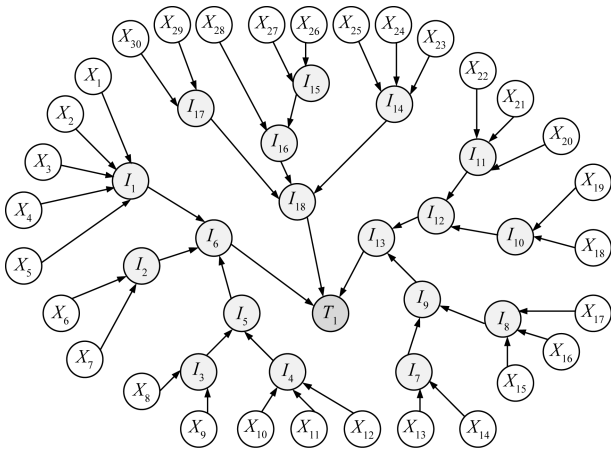


图 7 释放预防安全屏障故障树贝叶斯网络示意图

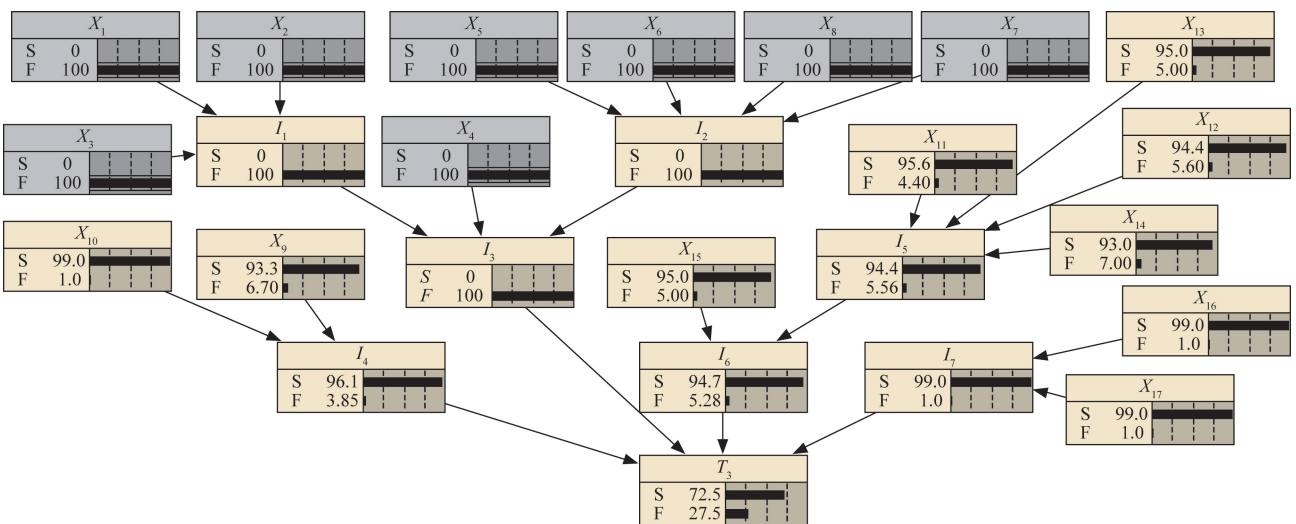


图 8 点火预防安全屏障故障树贝叶斯网络前向动态更新示意图

2.3 经验学习

由基本事件先验概率和贝叶斯网络模型得出释放预防安全屏障、扩散预防安全屏障、点火预防安全屏障失效的先验概率分别为 0.045 7、0.053 2、0.041 6;为了最小化风险不确定性,基于贝叶斯理论公式(3),使用表 4 现场事故数据修正各个安全屏障的失效概率,得出各安全屏障失效似然概率及后验概率,如表 5 所示,进而评估事故风险。

$$P(x_i | \text{data}) = \frac{P(x_i)P(\text{data} | x_i)}{\sum P(x_i)P(\text{data} | x_i)} \quad (3)$$

$$P(\text{data} | x_i) = \frac{n_{fi}}{n_{fi} + n_{si}} \quad (4)$$

$$n_{fi} = \sum_{k>i} n_{dk}, k > i \quad (5)$$

$$n_{si} = n_{dk}, k > i \quad (6)$$

式中: n_{dk} 为第 k 级后果对应的异常事件数量; n_{si} 、 n_{fi} 分别为第 i 级安全屏障成功、失败的数量。

根据各安全屏障失效的后验概率,得到各类型事故发生后验概率在全年的变化趋势,如图 9 所示。可见,该 LNG 库区全年安全偏离事故逐渐恶化,3 月作为转折节点,发生安全偏离事故的概率降低,从而导致未遂事故、轻微事故、一般事故的发生概率逐渐上升;此外 4—10 月,事故多发生为未遂事故和轻微事故,表现为扩散预防安全屏障和点火预防安全屏障失效概率升高,库区系统的安全性趋于退化;一般事故全年整体发生趋势较为平稳,升级预防安全屏障的失效概率几乎为 0,但是 10 月之后事故发生概率开始呈现上升趋势,这种不稳定的状况如果不重视,一旦发生一般事故极易导致更严重事故的发生。

在考虑了 LNG 库区异常事件数据后,安全屏障失效可能性和对应后果因具体的数据分布情况而变化。相比先验概率,通过经验学习获得的后验概率能够动态地评估事故风险,从而更准确、有效地预测库区安全状态的变化趋势。

3 A-star 事故过程搜索树

综上所述,经验学习可以帮助实现对各类型事故发生后验概率的更新,却不能找出造成安全屏障

失效的主要原因和发生过程。由链式法则式(2)可知贝叶斯网络可以反向更新基本事件的失效概率,而 A-star 推理算法可以确定最短路径,因此,将贝叶斯网络与 A-star 推理算法^[21]相结合能够模拟一条最可能发生的事故路径。假设某 LNG 库区的点火预防安全屏障失效,则基于贝叶斯网络反向更新机制其父节点的故障概率也会随之发生变化。

表 5 各安全屏障失效似然概率及后验概率

月份	释放预防安全屏障	扩散预防安全屏障	点火预防安全屏障
1	0.583/0.062 8	0.429/0.040 5	0.333/0.021 2
2	0.625/0.073 9	0.333/0.027 3	0.200/0.010 7
3	0.641/0.078 8	0.32/0.025 8	0.250/0.014 3
4	0.736/0.117 8	0.315/0.025 2	0.357/0.023 5
5	0.755/0.128 6	0.307/0.024 3	0.343/0.022 2
6	0.758/0.130 4	0.296/0.023 1	0.351/0.022 9
7	0.750/0.125 6	0.288/0.022 2	0.368/0.024 7
8	0.749/0.125 0	0.294/0.022 9	0.357/0.023 5
9	0.755/0.128 6	0.293/0.022 8	0.348/0.022 6
10	0.756/0.129 2	0.305/0.024 1	0.360/0.023 8
11	0.756/0.129 2	0.318/0.025 5	0.389/0.026 9
12	0.755/0.128 6	0.335/0.027 5	0.400/0.028 1

表 4 训练样本集

月份	安全偏离	未遂事故	轻微事故	一般事故
1	5	4	2	1
2	9	10	4	1
3	14	17	6	2
4	32	61	18	10
5	37	79	23	12
6	40	88	24	13
7	44	94	24	14
8	48	101	27	15
9	51	111	30	16
10	53	114	32	18
11	55	116	33	21
12	58	119	36	24

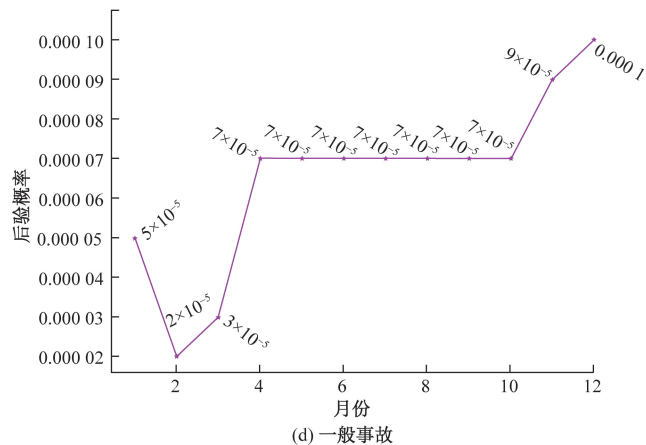
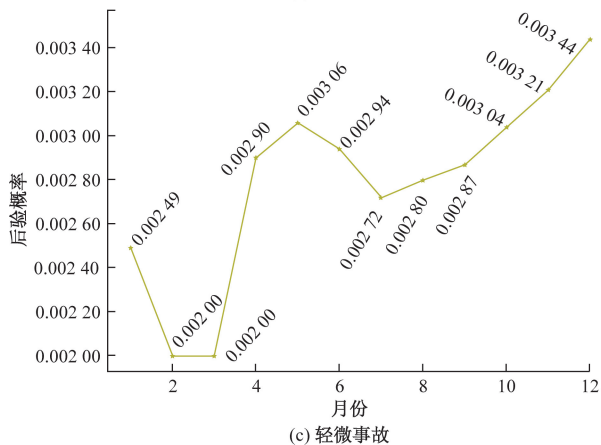
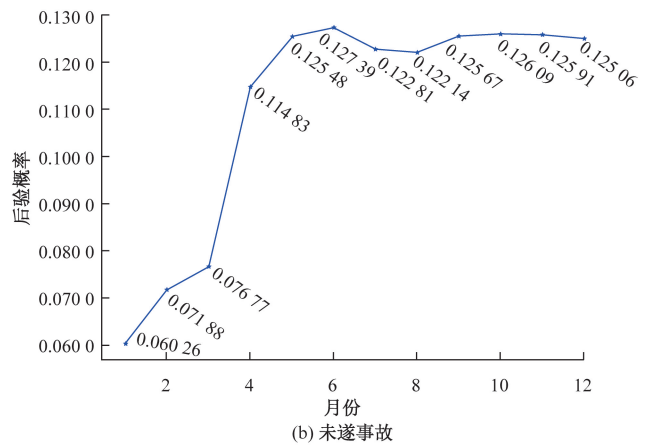
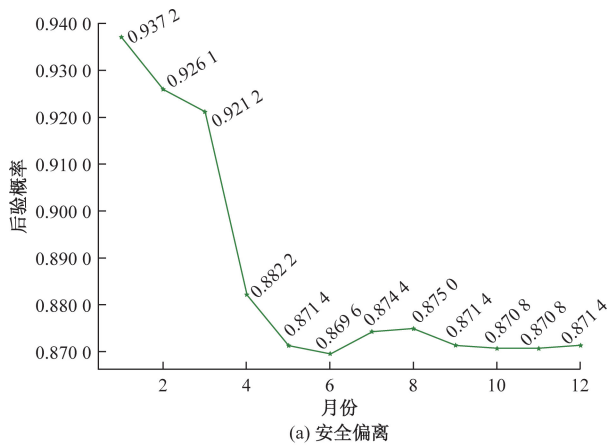


图 9 某 LNG 库区各类型事故发生后验概率变化趋势

根据点火预防安全屏障^[22]失效后的父节点概率,以 T_3 节点为初始状态建立事故过程搜索树(图 10),树中节点数值表示节点事件的反向更新失效概率。通过改进的 A-star 推理算法演绎事故搜索过程(表 6),其主要搜索步骤如下。

表 6 A-star 事故过程搜索步骤

步骤	OPEN 表	CLOSED 表	父节点
1	T_3	空	空
2	I_3, I_4, I_6, I_7	T_3	T_3
3	I_3, I_6, I_4, I_7	T_3	T_3
4	I_6, I_4, I_7	T_3, I_3	I_3
5	I_1, X_4, I_2	T_3, I_3	I_3
6	X_4, I_1, I_2	T_3, I_3	I_3
7	I_1, I_2	T_3, I_3, X_4	I_3

(1)将起始顶点 T_3 移入 OPEN 表中,CLOSED 表为空。

(2)将 T_3 的子节点移入 OPEN 表中,把 T_3 移入 CLOSED 表。

(3)将 OPEN 表中的节点按照升序排列,第一个节点移入 CLOSED 表。

(4)按照步骤(2)、步骤(3)更新 OPEN 表和 CLOSED 表,搜索终止,找到事故的发生源,确定最可能的事故发生路径。

由表 6 可知,当点火预防安全屏障失效时,在没有故障报警的情况下,可按照 A-star 事故过程搜索树推理出的结果 $T_3-I_3-X_4$ 先排查操作员高温作业是否符合安全标准,再按照其他搜索路径不断更新逐级排查。该融合路径搜索方法与单独依靠基本事件失效概率最大值判断故障源 X_9 相比,可以更好地描述事故发生过程,提高可信性。

4 结论

(1)本文将贝叶斯网络与 SHIPP 模型结合,构建一种新的 LNG 库区事故风险评估方法,通过 A-star 算法优化事故过程搜索树模型,提高了风险评估的准确性和效率。

(2)通过整年事故统计数据的实验计算,不仅定性定量分析库区的未来事故变化趋势,还成功模拟事故发生路径,实现对事故源的反向辨识,为 LNG 库区安全管理提供新的视角和方法。

(3)实例验证表明,本方法对库区的风险预测具有一定的理论价值和实用意义,能够为相关研究人员在 LNG 库区风险评估领域提供新的研究思路和技术支持。

参考文献

- [1] GUO Y, AI X, LUO W. A multi-task learning risk assessment method for the chemical process industry[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024, 186: 980-994.
- [2] LUO X, FENG X, JI X, et al. Extraction and analysis of risk factors from Chinese chemical accident reports[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2023, 61(9): 68-81.
- [3] KUJATH M F, AMYOTTE P R. A conceptual offshore oil and gas process accident model[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2009, 23(2): 323-330.
- [4] RATHNAYAKA S, KHAN F, AMYOTTE P. SHIPP methodology: predictive accident modeling approach part I: methodology and model description[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2011, 89(3): 151-164.
- [5] RATHNAYAKA S, KHAN F, AMYOTTE P. SHIPP methodology: predictive accident modeling approach part II. validation with case study[J]. Process Safety and En-

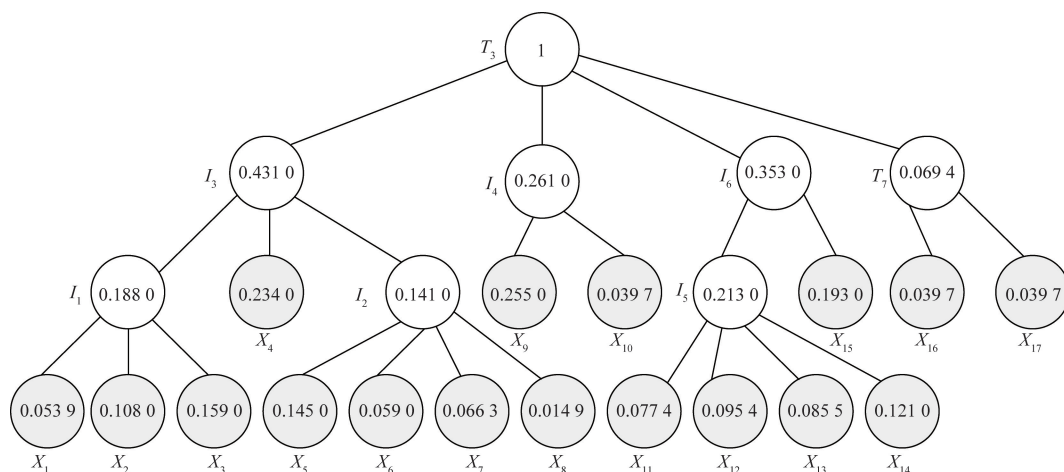


图 10 某 LNG 库区各类型事故发生后验概率变化趋势

- vironmental Protection, 2010, 89(2): 75-88.
- [6] ADITIYAWARMAN T, KABAN A P S, SOEDARSONO J W. A Recent Review of risk-based inspection development to support service excellence in the oil and gas industry: an artificial intelligence perspective[J]. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering, 2023, 9(1): 010801.
- [7] CHEN F, WANG C, WANG J, et al. Risk assessment of chemical process considering dynamic probability of near misses based on Bayesian theory and event tree analysis[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2020, 68: 104280.
- [8] 伍星光, 侯磊, 吴守志. 基于改进 SHIPP 模型的大型原油库区事故风险预测[J]. 油气储运, 2020, 39(5): 519-529.
- [9] 王瑾, 蒋会春, 许盛彬. 大型 LNG 接收站环境风险评估体系构建[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(20): 8895-8900.
- [10] CRIVELLARI A, BONVICINI S, TUGNOLI A, et al. Multi-target inherent safety indices for the early design of offshore oil&gas facilities[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 148: 256-272.
- [11] WILEY J. Guidelines for chemical process quantitative risk analysis: 2nd edition [M]. New York: CCPS, 2000.
- [12] GUO Y, AI X, LUO W. A multi-task learning risk assessment method for the chemical process industry[J]. Transactions of the Institution of Chemical Engineers: Process Safety and Environmental Protection, Part B, 2024, 186: 980-994.
- [13] 李享, 黄洪钟, 黄鹏, 等. 基于动态贝叶斯网络的电源系统可靠性分析与故障诊断[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(4): 603-608.
- [14] 侯磊, 吴守志, 刘芳媛, 等. 油库池火灾多米诺效应定量分析方法及优选[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(5): 122-130.
- [15] VILLA C. Application of bayesian networks to quantitative assessment of safety barriers' performance in the prevention of major accidents[J]. Chemical Engineering Transactions(CET Journal), 2016, 53: 151-156.
- [16] 钟虹, 何沙. 基于贝叶斯网络的连续管作业人员因失误风险因素评价分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(5): 144-150.
- [17] 董华珊, 侯学良. 基于 Leaky Noisy-or Gate 和贝叶斯网络的光伏发电项目施工风险评估方法[J]. 科技和产业, 2023, 23(2): 218-223.
- [18] 彭玉杰, 董绍华, 谢书懿, 等. 基于 EWM-AHP 模糊贝叶斯网络的储罐区风险分析[J]. 消防科学与技术, 2022, 41(5): 634-638.
- [19] 李玉龙, 侯相宇. 基于故障树和贝叶斯网络集成的重大工程弃渣场风险诊断与预测[J]. 系统管理学报, 2022, 31(5): 861-874.
- [20] 陈军, 兀亚伟, 李垣志, 等. 基于动态贝叶斯网络的燃气管网燃爆风险分析[J]. 北京理工大学学报, 2021, 41(7): 696-705.
- [21] 董翼宁, 曹景胜, 李刚. 融合 A-Star 与 DWA 双优化算法的自动引导车路径规划[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 12994-13001.
- [22] 吴守志, 侯磊, 伍星光, 等. 安全屏障对储油罐区池火灾多米诺效应概率的影响[J]. 油气储运, 2022, 41(2): 165-176.

Accident Risk Assessment of LNG Reservoir Area Based on Improved Bayesian Model

WANG Xiaoguang

(Shandong City Service Technician College, Yantai 264000, Shandong, China)

Abstract: Abnormal events involving potential safety hazards and near misses are used as early warnings and signs for the escalation of minor accidents to major accidents, which can be used to establish accident models to identify source events and correct unsafe factors in the protection system. Tailored to the process characteristics and accident features of liquefied natural gas (LNG) storage areas, the system hazard identification, prediction and prevention(SHIPP) model was improved, and a novel risk assessment modeling method integrating fault trees, Bayesian networks, and the A-star algorithm was proposed. Firstly, based on expert experience and abnormal events in the accident alarm database, a safety barrier model and fault tree were established. Then, following the chain rule, the fault tree was mapped to a Bayesian network. Finally, the improved A-star algorithm was integrated to determine the accident occurrence pathways. Research based on the LNG accident alarm database indicates that this method, compared to the traditional SHIPP model, can achieve dynamic forward risk assessment and quantify the conditional probabilities between accidents, as well as simulate the accident occurrence process when safety barriers fail in reverse. The research results can provide reasonable design and decision-making for the system safety and risk avoidance of LNG storage areas.

Keywords: abnormal events; fault tree; bayesian network; A-star algorithm; SHIPP model