

文章编号: 2095-2163(2023)12-0049-07

中图分类号: TP181

文献标志码: A

基于贝叶斯网络的社会安全风险演化分析

赵晟焯, 陈浩星, 张馨泽

(中国人民公安大学 信息网络安全学院, 北京 100032)

摘要: 为提高社会安全风险防控能力, 本文基于贝叶斯网络构建一种适用于社会安全风险演化分析的事件链模型。首先, 将社会安全风险演化过程中的突发事件作为基本单元——元事件; 其次, 以贝叶斯网络为建模工具, 关联合并元事件贝叶斯网络; 最后, 选取爆炸、火灾、坍塌、泄漏、暴雨和群体性事件6种不同元事件, 构建贝叶斯网络模型。以辽宁省大连市2011年8月14日大型群众游行事件为例模型验证, 结果表明: 基于贝叶斯网络构建的社会安全风险演化事件链模型具有可行性, 可根据贝叶斯正向因果推理预测不同证据组合下社会安全风险的发生概率, 推断社会安全风险的发展演化态势。

关键词: 社会安全风险; 突发事件; 演化分析; 贝叶斯网络

Evolutionary analysis of social security risks based on Bayesian networks

ZHAO Shengzhuo, CHEN Haoxing, ZHANG Xinze

(College of Information and Network Security, People's Public Security University of China, Beijing 100032, China)

Abstract: In order to improve the ability of social security risk prevention and control, an event chain model applicable to the analysis of social security risk evolution is constructed based on Bayesian network. Firstly, the emergency in the process of social security risk evolution are all regarded as basic units – meta-events. Then, Bayesian network is used as a modelling tool to associate and merge the meta-event Bayesian network. Finally, six different meta-events, namely, explosions, fires, collapses, leaks, rainstorms, and mass events, are selected to construct the Bayesian network model, and the model is validated with the Dalian City, Liaoning Province, 14 August 2011 large-scale mass procession event as an example for model validation. The results show that the event chain model based on Bayesian network has feasibility in practical application, and it can predict the probability of occurrence of social security risks under different combinations of evidence according to Bayesian forward causal inference, and infer the development and evolution of social security risks.

Key words: social security risks; emergency; evolutionary analysis; Bayesian network

0 引言

社会安全风险通常表现为威胁社会公共秩序和人民群众生命财产安全的治安、刑事、暴力恐怖事件以及大规模群体性事件^[1]。社会联系更加紧密, 社会安全正面临着风险隐患增多的严峻挑战。新形势下的社会安全风险是复合、多变和衍生的, 工业事故、经济危机、环境污染等最早发生的突发事件, 即原生事件, 往往会引发一系列后续事件, 不同突发事件彼此之间相互影响, 共同衍生出社会安全风险^[2-3]。如化工厂爆炸事故会进一步引发环境污染以及群众恐慌, 最终导致更为严重的游行示威等社会安全风险。因此, 对社会安全风险的演化过程进行建模与分析, 有效预测社会安全风险发展趋势, 对

及时阻断风险传播具有重要意义。

目前, 对于突发风险演化的研究主要集中在自然灾害、事故灾难、公共卫生等领域。CARPIGNANO等^[4]认为, 灾害链是事件间的连锁反应; 裘江南等^[5]基于贝叶斯网络探究了“台风-暴雨-洪水”事件的因果关系, 构建串发型事件链模型来预测灾害产生的连锁反应; 李勇建^[6]等基于系统动力学模型探究了地震事件的直链式演化过程; 李浩然等^[7]基于复杂网络模型, 依据灾害链理论来预测地铁灾害传导演化路径; 夏登友等^[8]基于“情景-应对”模式, 利用知识三元组理论和所构建的情景表示模型对事故的关键情景及演变过程进行了表示; 张明红等^[9]以情景的元素构成和表达方式来揭示突发事件演化的路径、驱动要素之间的内在联系,

基金项目: 国家自然科学基金(41971367)。

作者简介: 赵晟焯(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 大数据技术与工程。

收稿日期: 2023-10-19

并基于此构建了基于情景的突发事件演化模型。在公共卫生领域,宋广成等^[10]采用贝叶斯网络模型,开展公共卫生事件的情景推演研究;巫睿等^[11]利用“事件—领域—情景—关键词”四层架构模型,系统研究了突发公共卫生事件情景的特征和演化特点;可见突发风险大多是以事件链的形式进行传导演化,而已有的事件链模型对社会安全风险开展演化分析的较少,且建立的模型大多只考虑了事件间的因果传递关系,分析的是事件 A 引发事件 B、B 又引发 C 这种多米诺效应式的演化过程,并不适用于社会安全风险的演化过程^[12]。贝叶斯网络作为一种表达随机变量之间依赖关系的概率图模型,适用于对不确定系统进行推理和建模,已有较多的成果用于自然灾害、事故灾难、公共卫生等领域,但在社会安全方面应用较少。

基于以上分析,本文将贝叶斯网络引入社会安全风险演化分析的模型构建与推理中,首先,将演化过程中的突发事件定义为基本单元——元事件,并形式化表达其演化传递所必备的属性因素,构建元事件的贝叶斯网络;其次,关联合并不同元事件贝叶

斯网络;最后,结合社会安全风险的演化特征,基于贝叶斯网络构建事件链模型,对社会安全风险的演化过程进行推理分析,并以某起大型群体性事件为例,预测社会安全风险的发展趋势,从而验证模型的可行性。

1 理论建模

1.1 元事件及其属性

突发事件从生成到终结的过程中一般分为发生、发展、演变和终结 4 个阶段。在各个不同的阶段往往会由起因事件引发多个次生事件或衍生事件,形成复杂的链式反应。为了探究事件链中突发事件间的传导演化机理,把突发事件看作由多个事件切片构成,这种具备事件间传导基本要素的事件切片被称为元事件。

《中华人民共和国突发事件应对法》根据突发事件的影响因素、演化过程和危害对象不同而将突发事件分为自然灾害、事故灾难、公共卫生、社会安全四大领域^[13],每一领域突发事件由数百种元事件组成。突发事件的元事件分类图如图 1 所示。

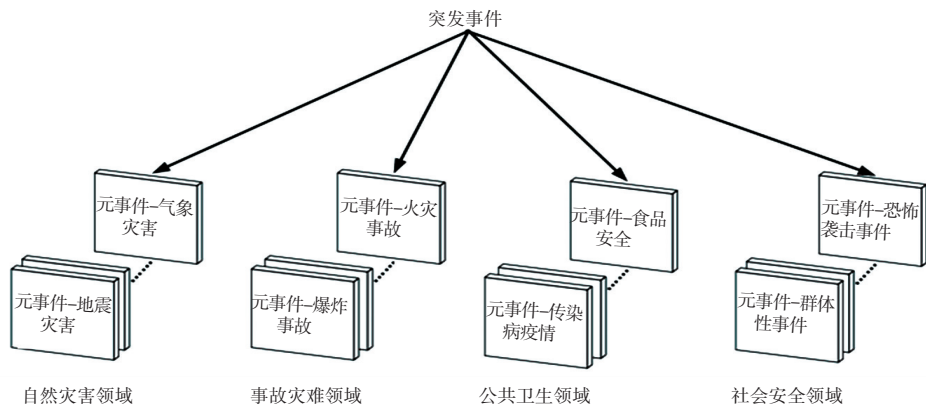


图 1 突发事件的元事件分类

Fig. 1 Meta event classification of unexpected events

元事件的发展演化是在一定的客观事物系统环境中进行的,其事件链传导过程的构成要素不仅包括事件本身,还包括外部环境的种种因素。初始元事件发生后,并不会孤立地完成发展、演变和终结全部过程,一定会与客观事物系统环境发生相互作用,改变其自身结构及状态,进而推动整条事件链的演化。结合对元事件的共有演化特征描述,本文运用系统论从结构组成要素层面将元事件 E 定义:

$$E = \{I, S, O\}$$

所示的三元组:元事件输入(I)、元事件状态(S)、元事件输出(O)。

(1)元事件输入(I):指对元事件自身发展状态产生影响的外部影响因素,主要包括:风险源因素、环境因素和防御因素;

(2)元事件状态(S):指元事件的发生情况、事态规模等特征,用以描述事件的严重程度、影响范围以及演化趋势;

(3)元事件输出(O):指元事件对外部环境造成的改变,一般包括对社会、环境、经济和人们生活的影响,如:人员伤亡、财产损失、基础设施破坏、生态环境改变等。

1.2 基于贝叶斯网络的事件链模型构建方法

鉴于不同元事件属性因素间的相互作用错综复杂, 社会安全风险演化分析是不确定性推理问题。贝叶斯网络是一种用于表达随机变量之间依赖关系的概率图模型, 具有严格的数学基础和概率分析推理能力, 可实现不确定性问题的建模和推理。因此, 本文基于贝叶斯网络对社会安全风险演化的事件链建模。

步骤 1 构建元事件贝叶斯网络

根据元事件定义, 并结合贝叶斯网络所必备的基本要素, 设元事件贝叶斯网络 $BN = \{N, R, P\}$, 如图 2 所示, 其中 $N = I \cup S \cup O$ 代表贝叶斯网络中节点变量的集合, 包括元事件的输入、状态、输出 3 种基本属性; R 代表具有因果关系节点间的有向边集合, 在确定节点变量集合的基础上, 可通过历史案例结合专家经验给出属性节点间的因果关系并构建有向边; P 为贝叶斯网络中节点的概率集合。

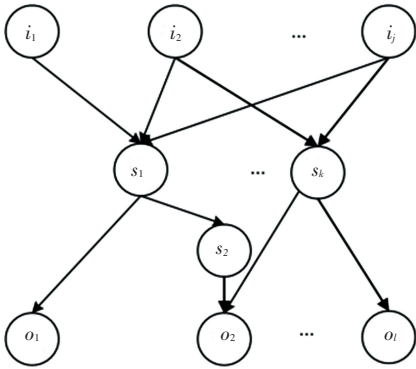


图 2 元事件贝叶斯网络

Fig. 2 Meta event Bayesian network

步骤 2 关联合并元事件贝叶斯网络

事件链模型由若干个元事件所组成, 通过关联合并已建立的元事件贝叶斯网络来构建事件链的贝叶斯网络模型。首先, 关联合并相同领域内的元事件贝叶斯网络形成事件链: 若 BN_1 与 BN_2 的关关节点具有因果关系, 则建立有向边; 若 BN_1 与 BN_2 的关关节点相同, 则将二者合并; 其次, 根据元事件间关联关系识别事件链间的关联关系, 建立不同元事件间的有向边; 最后, 将多条事件链的输出节点与社会安全事件节点关联合并, 得到事件链贝叶斯网络, 即 $BN^* = \{N^*, R^*, P^*\}$ 。

步骤 3 概率推理

具有关联关系的元事件属性间通过一定的作用方式推动整条事件链的演化发展。因此, 利用概率信息进行推理是分析不同突发事件引发社会安全事件演化过程的关键环节。设 BN_i 传导演化成 BN_j ,

通过分析属性间作用关系, 可以确定节点变量推理关系。

(1) 输入变量与状态变量

设 BN_j 中的状态变量为 s_x^* , 其受到 BN_i 输入变量 $i_1^*, i_2^*, \dots, i_m^*$ 以及其他元事件状态变量 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*$ 的影响, 则有式(1):

$$p(s_x^*) = \sum p(s_x^* | i_1^*, i_2^*, \dots, i_m^*, s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) p(i_1^*, i_2^*, \dots, i_m^*, s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) \quad (1)$$

(2) 状态变量与状态变量

设 BN_j 中的状态变量为 s_x^* , 受到 BN_i 状态变量 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*$ 的影响, 则有式(2):

$$p(s_x^*) = \sum p(s_x^* | s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) p(s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) \quad (2)$$

(3) 输出变量与状态变量

设 BN_i 的输出变量 $o_1^*, o_2^*, \dots, o_j^*$ 以及其他元事件的状态变量 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*$ 同时对 BN_j 发生状态产生影响, 则有式(3):

$$p(s_x^*) = \sum p(s_x^* | o_1^*, o_2^*, \dots, o_j^*, s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) p(o_1^*, o_2^*, \dots, o_j^*, s_1^*, s_2^*, \dots, s_n^*) \quad (3)$$

根据以上节点的关联关系和条件概率, 将已知的元事件信息作为证据变量输入网络, 运用贝叶斯网络推理算法可获取其余节点后验概率, 能够预测多个突发事件共同引发的社会安全风险的可能性及造成的损失, 推演突发事件的发展演化态势。

2 实验与分析

基于事件链贝叶斯网络模型构建方法, 本文以事故灾难领域元事件引发的社会安全风险为研究对象, 构建社会安全风险演化事件链模型, 通过预测事件演化态势并将结果与真实情况对比, 来验证模型的有效性和可行性。

2.1 案例描述

2010年7月16日, 辽宁省大连市中石油输油管线发生爆炸, 对生态环境、人类社会造成严重危害。其后两年内同一地点接二连三发生事故, 不断加重人民群众恐惧、抵触心理。2011年8月8日, 台风“梅花”再次引发事故灾难, 多起突发事件相互影响, 最终导致了“8.14 大型群众游行”事件, 造成经济损失、社会治安秩序紊乱。该社会安全风险就是自然灾害事件与事故灾难事件相互作用、相互叠

加的传导演化结果。根据案例详情,将社会安全风险的演化过程提炼为由多个元事件组成的事件链,如图3所示。

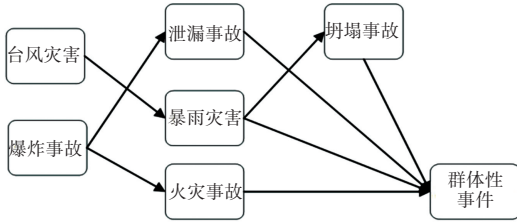


图3 社会安全风险演化事件链

Fig. 3 Social security risk evolution event chain

台风、暴雨灾害属于自然灾害领域,爆炸、泄漏、

火灾、坍塌属于事故灾难领域,群体性事件属于社会安全领域。自然灾害领域元事件与事故灾难领域元事件相互影响,共同演化生成社会安全风险。

2.2 事件链的贝叶斯网络模型构建

2.2.1 元事件贝叶斯网络

基于理论建模中对历史事件的统计分析,从输入、状态、输出属性层面对爆炸、火灾、坍塌、泄漏、暴雨元事件以及所引发的群体性事件进行抽象描述;综合考虑变量个数对网络结构复杂度和推理难度的影响,通过分析典型历史化工安全事故并结合专家经验,抽取各元事件属性变量节点对其进行描述,各类元事件属性节点变量见表1。

表1 元事件属性节点变量

Table 1 Meta event attribute node variables

元事件名称	输入变量	状态变量	输出变量
爆炸	违规操作 i_{11}	爆炸发生情况 s_{11}	建筑物损毁 o_{11}
	存在可燃物 i_{12}	火灾发生情况 s_{12}	危化品泄漏 o_{12}
	自然环境 i_{13}		安全监管 o_{13}
	安全管理制度 i_{14}		直接经济损失 o_{14}
火灾	违规操作 i_{21}	火灾发生情况 s_{21}	网络舆论 o_{15}
	安全监管 i_{22}	二次复燃情况 s_{22}	大气污染 o_{21}
	存在可燃物 i_{23}		直接经济损失 o_{22}
			网络舆论 o_{23}
坍塌	建筑结构 i_{31}	坍塌发生情况 s_{31}	安全监管 o_{24}
	自然环境 i_{33}	危化品泄漏 s_{32}	大气污染 o_{31}
泄漏	消防处置 i_{41}	泄漏发生情况 s_{41}	直接经济损失 o_{32}
	应急处突机制 i_{42}		网络舆论 o_{33}
	建筑物损毁 i_{43}		水域污染 o_{41}
暴雨	海岸风力 i_{51}	海浪强度 s_{51}	大气污染 o_{41}
	降雨历时 i_{52}		直接经济损失 o_{43}
	降雨强度 i_{53}		网络舆论 o_{44}
群体性事件	事件组织的自发性 i_{61}	参与人数 s_{61}	坍塌发生情况 o_{51}
	网络舆论 i_{62}	持续时间 s_{62}	直接经济损失 o_{32}
	直接经济损失 i_{63}		人员伤亡 o_{61}
	警力保障程度 i_{64}		经济损失等级 o_{62}
	舆情监测 i_{65}		治安秩序破坏情况 o_{63}

本文采用了两种方法来构建节点变量间的有向边:

(1)对于事故灾难和自然灾害领域的元事件,利用K2算法进行样本学习后经专家修订,从而确

定节点变量间的相互作用关系;

(2)社会安全类元事件受限于所搜集到的国内典型社会安全事件数量较少,因此根据领域专家意见确定变量间的关系。

2.2.2 事件链贝叶斯网络

得到各个元事件的贝叶斯网络后,识别不同元事件网络变量间的关系,并依据关联合并方法对元事件贝叶斯网络进行合并。首先,根据表 1 中的属性节点变量间的关系,合并相同领域元事件:爆炸、火灾、坍塌和泄漏;然后,识别不同领域元事件间的关联关系,构

建有向边,实现不同元事件间的共同影响;最后,网络舆论和经济损失作为事故灾难和自然灾害领域元事件的输出变量,并为群体性事件的输入变量所共有。因此,事故灾难和自然灾害领域元事件与群体性事件构成耦合关联关系,单一元事件贝叶斯网络关联合并后得到事件链贝叶斯网络,如图 4 所示。

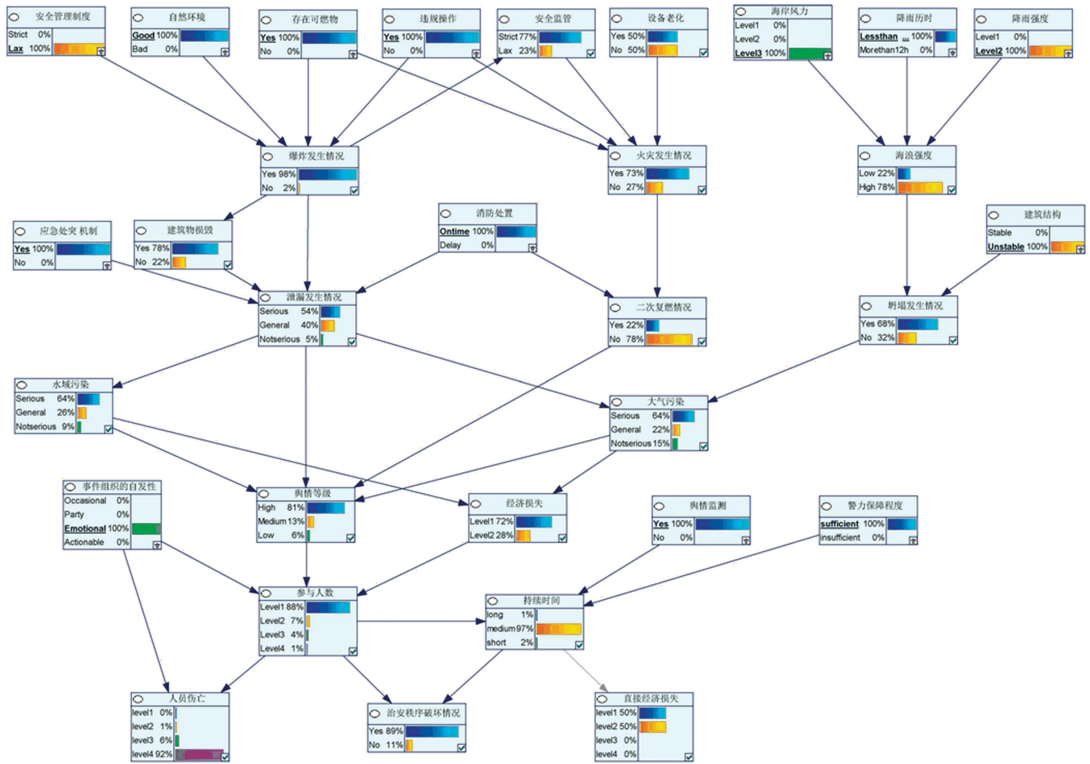


图 4 社会安全风险演化事件链贝叶斯网络

Fig. 4 Social security risk evolution event chain Bayesian network

2.2.3 节点概率分布

社会安全风险演化过程中,事件链贝叶斯网络体现的是不同元事件属性节点间的概率依赖关系,因此需要根据拓扑结构对网络中节点赋予条件概率表(Conditional Probability Table)。由于现有统计数据中的部分节点变量缺少精确的原始数据,本文邀请 4 位在风险评估方面具有丰富实践经验的专家打分。为了减少专家意见的主观性,本文使用 Dempster-Shafer (D-S) 证据理论来分析收集的数据。D-S 理论的融合公式(4):

$$m_{DS}(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n)}{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n)}, & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (4)$$

其中, A_1, A_2, \dots, A_n 代表其父节点的多种独立状态,专家结合历史数据根据自己的经验对多种状态概率赋值: $\{m_1(A_1), m_1(A_2), \dots, m_1(A_n)\}$, $\{m_2(A_1), m_2(A_2), \dots, m_2(A_n)\}$, $\{m_3(A_1), m_3(A_2), \dots, m_3(A_n)\}$, $\{m_4(A_1), m_4(A_2), \dots, m_4(A_n)\}$ 。

将上述专家的赋值代入公式即可求出融合后的概率值,作为贝叶斯网络的先验概率。

2.3 实验结果分析

以辽宁省大连市 2011 年 8 月 14 日的大型群众抗议事件演化过程为例,基于构建的贝叶斯网络对事故灾难、自然灾害领域事件及二者相互影响后所生成的群体性事件发展态势进行预测。在已知的一组证据条件下,将其余节点变量后验概率中的最大值作为预测值与真实值作对比,具体信息见表 2。

表2 节点变量状态预测值与实际情况对比

Table 2 Comparison between predicted values of node variable states and actual situations

变量名称	状态取值	概率分布	实际取值
安全管理制度	{严格,不严格}	(0,1.000)	不严格
存在可燃物	{是,否}	(1.000,0)	是
违规操作	{是,否}	(1.000,0)	是
自然环境	{好,坏}	(1.000,0)	好
海岸风力/($m \cdot s^{-1}$)	[0,5.5]或[5.5,17.2]或[17.2,-]	(0,0,1.000)	20
降雨历时/h	[0,12]或[12,-]	(0,1.000)	24
降雨强度/($mm \cdot d^{-1}$)	[0,50]或[50,-]	(0,1.000)	89.8
应急处突机制	{有,无}	(1.000,0)	有
消防处置	{及时,不及时}	(1.000,0)	及时
建筑结构	{牢固,不牢固}	(0,1.000)	不牢固
事件组织的自发性	{偶发型,聚会型,情绪型,行动型}	(0,0,1.000,0)	情绪型
舆情监测	{有,无}	(0,1.000)	无
警力保障程度	{充足,不足}	(1.000,0)	充足
海浪强度	{低,高}	(0.150,0.850)	高
建筑物损毁	{是,否}	(0.627,0.372)	是
安全监管	{严格,不严格}	(0.639,0.361)	不严格
水域污染	{严重,一般,不严重}	(0.538,0.290,0.172)	严重
大气污染	{严重,一般,不严重}	(0.543,0.262,0.195)	严重
爆炸发生情况	发生{是,否}	(0.793,0.207)	是
火灾发生情况	发生{是,否}	(0.795,0.205)	是
泄漏发生情况	发生{是,否}	(0.439,0.325,0.235)	是
二次复燃情况	发生{是,否}	(0.821,0.179)	是
坍塌发生情况	发生{是,否}	(0.714,0.286)	是
舆情等级	{高,中,低}	(0.762,0.152,0.086)	高
直接经济损失(万元)	[0,5000]或[5000,-]	(0.326,0.674)	448 000
参与人数(人)	[0,500]或[500,1000]或[1000,5000]或[5000,-]	(0.023,0.081,0.214,0.682)	12 000
持续时间(h)	[0,12]或[12,24]或[24,-]	(0.255,0.540,0.205)	14
人员伤亡(人)	[0,5]或[5,10]或[10,30]或[30,-]	(0.825,0.124,0.043,0.008)	
治安秩序破坏情况	{严重,不严重}	(0.707,0.293)	是
经济损失等级	{高,中,低}	(0.556,0.327,0.117)	高

注:变量名称一栏斜体字部分为证据变量(即已知信息的节点变量)

由表2可以看出,依据本文提出的社会安全风险演化模型构建方法,所构建的贝叶斯网络模型预测结果与实际情况吻合较好,表明利用贝叶斯网络及其概率推理对于社会安全风险演化分析的建模具有一定的合理性和可行性。为了更好量化模型预测准确程度,通常采用 Brier 标准进行检验,目标变量的预测偏差平均值 *BrierScore*,公式(5):

$$BrierScore = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (p_{ij} - o_{ij})^2 \quad (5)$$

其中: N 为目标节点变量个数; M 为目标节点变量的状态取值个数; p_{ij} 为目标节点变量某一状态取值的预测概率; o_{ij} 为该状态下的实际概率。

在贝叶斯网络的30个节点中,有13个节点状态已知作为证据变量,其余17个节点作为目标节点。由计算结果 *BrierScore* \approx 0.200 5可知,基于事件链模型对社会安全风险演化过程的预测结果准确性符合要求,验证了本文所提方法在社会安全风险

演化分析的有效性和可行性。

3 结束语

将社会安全风险演化过程中的各种事件定义为元事件,将其作为整个演化过程中的基本单元,有利于识别事件间的相互作用关系,分析社会安全风险的演化路径。社会安全风险的演化路径复杂多样,涉及不同突发事件间的相互影响,构建一种适用于社会安全风险演化分析的事件链模型,利用典型社会安全风险演化过程的案例数据对模型进行验证,预测结果与实际情况吻合较好,表明所构建的事件链模型能够很好地考虑突发事件间以及对社会安全风险的影响。通过正向因果推理分析社会安全风险的整体演化态势,可以辅助决策人员有效地制定应急措施,降低突发事件损失。为了降低推理难度,本文利用二值离散化处理了贝叶斯网络中的部分节点状态,使得模型的实用性降低,若能根据风险阈值考

虑节点的多种状态,会更好地支持决策。另外,四大领域突发事件的子域元事件数量众多,社会安全风险影响因素复杂多样,探究社会安全风险与不同领域突发事件间的更多关联属性将是后续研究的重点。

参考文献

- [1] 冯毅. 社会安全突发事件概念的界定[J]. 法制与社会, 2010(25): 279-280.
- [2] 荣莉莉, 张继永. 突发事件的不同演化模式研究[J]. 自然灾害学报, 2012, 21(3): 1-6.
- [3] 季学伟, 翁文国, 赵前胜. 突发事件链的定量风险分析方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(11): 1749-1752, 1756.
- [4] CARPIGNANO A, GOLIA E, DI MAURO C, et al. A methodological approach for the definition of multi - risk maps at regional level: first application[J]. Journal of Risk Research, 2009, 12(3-4): 513-534.

- [5] 裘江南, 刘丽丽, 董磊磊. 基于贝叶斯网络的突发事件链建模方法与应用[J]. 系统工程学报, 2012, 27(6): 739-750.
- [6] 李勇建, 乔晓娇, 孙晓晨, 等. 基于系统动力学的突发事件演化模型[J]. 系统工程学报, 2015, 30(3): 306-318.
- [7] 李浩然, 王子恒, 杨起帆, 等. 复杂网络下地铁灾害链演化模型与风险分析[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(11): 141-147.
- [8] 夏登友, 胡人元, 朱毅, 等. 基于知识三元组的危化品储罐区火灾情景构建[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(3): 938-945.
- [9] 张明红, 余廉. 基于情景的突发事件演化模型研究——以青岛“11.22”事故为例[J]. 情报杂志, 2016, 35(5): 65-71.
- [10] 宋广成, 马晓晗. 基于贝叶斯网络的重大公共卫生事件演化应急建模[J]. 中国刑警学院学报, 2021, 162(4): 91-98.
- [11] 巫睿, 欧朝敏, 崔东浩. 突发公共卫生事件处置情景特点和演化研究——基于国务院联防联控机制新闻发布会的文本分析[J]. 中国应急管理科学, 2021(7): 43-61.
- [12] 史培军, 吕丽莉, 汪明, 等. 灾害系统: 灾害群、灾害链、灾害遭遇[J]. 自然灾害学报, 2014, 23(6): 1-12.
- [13] 薛澜, 钟开斌. 突发公共事件分类、分级与分期: 应急体制的管理基础[J]. 中国行政管理, 2005(2): 102-107.

(上接第 48 页)

彩混合系统不仅具有良好的混色能力, 也具有较强的光照均匀性, 利于避免照明过程中的眩光、镜面反射和阴影等负面影响。

此外, 通过图 3 实验测试结果和图 2 的仿真结果对比可以看出, 两者有良好的一致性。但需要注意的是, 在测试平面的边缘处依然存在着一一些差异, 这些差异可能是系统制作过程中各个组件的安装误差(如 LED 和支撑板)所致, 该误差可以通过更精密的加工技术加以改善。

光谱模拟、色彩混合和智能照明等领域具有潜在应用价值。

参考文献

- [1] SUN C C, MORENO I, LO Y C, et al. Collimating lamp with well color mixing of red/green/blue LEDs[J]. Optics Express, 2012, 20(101): A75-A84.
- [2] TEUPNER A, BERGENEK K, WIRTH R, et al. Color uniformity in spotlights optimized with reflectors and TIR lenses[J]. Optics Express, 2015, 23(3): A118-A123.
- [3] WANG H C, CHIANG Y T, LIN C Y, et al. All-reflective RGB LED flashlight design for effective color mixing[J]. Optics Express, 2016, 24(5): 4411-4420.
- [4] 陈苗, 崔世钢. 组培铁皮石斛 LED 智能照明系统设计[J]. 天津职业技术师范大学学报, 2021, 31(1): 42-47.
- [5] 陈志飞, 秦会斌, 刘天昊, 等. 大功率智能 RGB-LED 照明系统的设计[J]. 测控技术, 2018, 37(5): 132-136.
- [6] 曹文越. 基于单片机的 LED 智能照明系统[J]. 电子世界, 2017(5): 184-185, 190.
- [7] STUCKELBERGER M, PERRUCHE B, BONNET-EYMARD M, et al. Class AAA LED-based solar simulator for steady-state measurements and light soaking[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2014, 4(5): 1282-1287.
- [8] LÓPEZ-FRAGUAS E, SÁNCHEZ-PENA J M, VERGAZ R. A low-cost LED-based solar simulator[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(12): 4913-4923.
- [9] SONG J Y, ZENG R M, XU D Y, et al. A compact AAA-compatible multispectral solar simulator based on spherical cap chamber[J]. Solar Energy, 2021, 220: 1053-1064.
- [10] CASSARLY W J. Recent advances in mixing rods[J]. Illumination Optics, 2008, 7103: 110-119.
- [11] Illumination Engineering: design with nonimaging optics[M]. New York: John Wiley & Sons, 2013: 220-223.

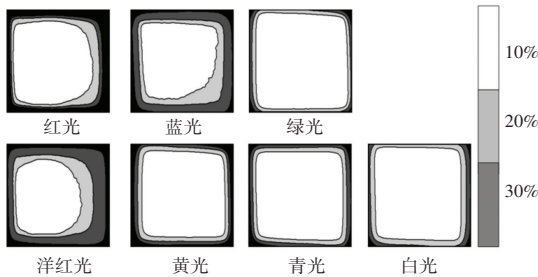


图 4 光照均匀性测试

Fig. 4 Light uniformity test

3 结束语

本文基于多色 LED, 光导管, STM32 单片机和控制软件设计了一种色彩混合系统。首先, 基于上位机控制程序对单片机的 PWM 输出程序进行开发, 并使用图形输入控件进行调控, 以动态驱动 LED 光强; 其次, 设置并优化导光管的长度以混合多色 LED 光源发出的光强; 最后, 进行系统搭建并对其混色能力进行测试。结果表明, 该系统在太阳