



秦岩, 盛武. 基于贝叶斯网络的煤矿顶板事故致因研究[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(3): 136-142.
QIN Yan, SHENG Wu. Study on causes of coal mine roof accidents based on Bayesian network[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2022, 49(3): 136-142.
DOI: 10.19835/j.issn.1008-4495.2022.03.023

扫码阅读下载

安全管理

基于贝叶斯网络的煤矿顶板事故致因研究

秦岩, 盛武

(安徽理工大学 经济与管理学院, 安徽 淮南 232001)

摘要:为研究煤矿顶板事故致因及预防煤矿顶板事故的发生,基于顶板事故调查报告,从人为、设备、环境、管理4个方面选取导致煤矿顶板事故致因变量,通过变量间的相关关系,利用贝叶斯网络软件GeNie构建煤矿顶板事故致因分析的贝叶斯网络模型(BN),采用交叉验证法检验贝叶斯网络模型的精准度,并对模型进行结构和参数学习,计算出各节点的条件概率分布和后验概率等,最后通过变量敏感性和事故最大致因链分析,找出事故发生的关键因素路径,有助于降低顶板事故的发生率。研究表明:在人为因素方面,未履行作业规程和监督检查不到位的比例较高,概率值均大于84%;在管理因素方面,安全管理混乱是导致顶板事故发生的主要诱因,概率值大于95%;顶板垮落、支护问题、是否进入垮落区是导致顶板事故发生的重要因素。

关键词:顶板事故;贝叶斯网络;条件概率;后验概率;敏感性分析;参数学习

中图分类号:TD327.2;X928.03 **文献标志码:**A **文章编号:**1008-4495(2022)03-0136-07

Study on causes of coal mine roof accidents based on Bayesian network

QIN Yan, SHENG Wu

(School of Economics and Management, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: In order to study the causes of coal mine roof accident and prevent the occurrence of roof accident, based on the roof accident investigation report, the cause variables of coal mine roof accident were selected from four aspects of human, equipment, environment and management. Through the correlation among variables, Bayesian network software GeNie was used to build the Bayesian network model (BN) of the cause of coal mine roof accident, and the accuracy of Bayesian network model was tested by cross validation method, the structure and parameters of the model were studied, and the conditional probability distribution and posteriori probability of each node were calculated. Finally, the variable sensitivity and maximum cause chain analysis were explored to find out the path of key factors of accident, which was helpful to reduce the incidence of accident. The results show that in terms of human factors, the proportion of failing to fulfill the operation regulations and inadequate supervision and inspection is high, and the probability values are all greater than 84%; in terms of management factors, the confusion of safety management is the main inducement leading to accidents, and the probability value is greater than 95%; roof collapse, support problems, and whether to enter the caving area are the important factors leading to roof accidents.

Keywords: roof accident; Bayesian network; conditional probability; posterior probability; sensitivity analysis; parameter learning

收稿日期:2021-08-05;2022-04-25 修订

基金项目:国家自然科学基金项目(71971003);安徽省自然科学基金项目(1808085MG212)

作者简介:秦岩(1995—),女,江苏徐州人,硕士研究生,研究方向为煤矿安全风险预警。E-mail:714744961@qq.com。

通信作者:盛武(1969—),男,安徽淮南人,博士,副教授,硕士研究生导师,研究方向为矿业安全管理、数据分析与决策。E-mail:604597010@qq.com。

顶板事故是煤矿安全生产中常见的事故之一,在我国,每年顶板事故发生的次数、造成的伤亡人数都居高不下,负面影响较大^[1]。随着煤矿开采强度与深度的增加,煤矿顶板事故日益严重,给煤矿

企业造成极大的经济损失和人员伤亡^[2]。为了确保煤矿生产安全、降低顶板事故的发生率、维护煤矿工作人员的生命与财产安全^[3],基于顶板灾害事故的致灾因素,识别出煤矿顶板事故的关键影响因素,对避免顶板事故的发生具有重要的意义。

事故致因分析(Accident-Causing Theory)是从大量事故案例中提取信息,进行变量分析及事故形成原因的判定与诊断,探究事件发生的规律,能够为事故的预防与安全管理工作的改进从理论上提供科学详实的依据^[4]。致因分析研究的常用方法有博弈论—TOPSIS 法、层级分析法(AHP)、灰色系统理论、解释结构模型(SIM)、神经网络分析法等,杨君岐等^[5]利用 BP 神经网络对商业银行风险进行了评估研究;王慧雯等^[6]结合 N-K 模型和 TOPSIS 模型构建了煤矿顶板风险因素的评价模型;薛海腾等^[7]运用改进 AHP 方法对煤矿瓦斯爆炸事故关键因素进行了分析。贝叶斯网络(Bayesian network,简称 BN)模型是一种基于贝叶斯因果概率推理的概率网络模型^[8],该模型先利用先验数据构建初始模型,再通过参数学习对初始模型进行改进。目前,已有部分学者利用贝叶斯网络对煤矿事故进行分析研究,如陈兆波等^[9]将 HFACS 与贝叶斯网络相结合构建了网络模型,对事故发生的深层次人为因素进行了推理研究,进一步提高了事故原因调查的可靠性;李世科^[10]采用 K-均值聚类与贝叶斯判别法对顶板灾害进行了评价,得出了更为准确的评价结果,同时还分析了方法的优越性;李贤功等^[11]利用 K2 算法构建了顶板事故贝叶斯网络模型,分析了影响事故的因素。虽已有学者基于人、物、环、管 4 个方面对煤矿顶板事故进行了致因分析,但系统深入研究的文献较少。基于此,笔者在前人相关研究的基础上,结合煤矿顶板事故调查报告,从人为、设备、环境、管理 4 个方面选取事故致因变量,采用贝叶斯网络进行结构和参数学习,以及敏感性分析等,通过最大致因链找出关键因素,以期精准识别顶板事故影响因素提供参考。

1 数据来源和变量选取

以 2010—2020 年为研究时段,收集整理国家煤矿安全监察局官网中的煤矿事故调查报告作为数据来源,共获取 64 起煤矿顶板事故案列分析调查报告。采用数据驱动思想,从人为、设备、环境、管理 4 个方面考虑变量。为满足建模需求,将属性变量转换为虚拟变量,并对变量中的连续变量进行离散化,各变量的设置如表 1 所示。

表 1 煤矿顶板事故致因变量设置

类别	变量名称	变量符号	变量取值
事故	顶板事故	B	1(发生) 2(不发生)
	执行敲帮问顶	H_1	1(是) 2(否)
人为因素	进入垮落区	H_2	1(是) 2(否)
	履行作业规程	H_3	1(是) 2(否)
	安全意识	H_4	1(具有) 2(不具有)
	监督检查到位	H_5	1(是) 2(否)
	顶板垮落	D_1	1(是) 2(否)
设备因素	风险识别监控系统	D_2	1(正常) 2(故障)
	支护问题	D_3	1(正常) 2(不合格)
	地质条件	E_1	1(符合) 2(不符合)
环境因素	巷道变形	E_2	1(是) 2(否)
	法律法规健全	M_1	1(是) 2(否)
管理因素	责任制度落实到位	M_2	1(是) 2(否)
	技术管理	M_3	1(正常) 2(失误)
	生产管理	M_4	1(正常) 2(混乱)
	安全管理	M_5	1(正常) 2(混乱)
	教育培训到位	M_6	1(是) 2(否)
	违规指挥	M_7	1(是) 2(否)
	违规作业	M_8	1(是) 2(否)
	人才储备充足	M_9	1(是) 2(否)
	领导带班下井制度健全	M_{10}	1(是) 2(否)
	无证上岗	M_{11}	1(是) 2(否)

2 贝叶斯网络原理

贝叶斯网络也被称为信念网络 (Belief Network), 是基于多元统计分析技术的贝叶斯决策方法的一种统计推理方法, 于 1988 年由 Pearl^[12] 提出。贝叶斯网络是基于贝叶斯概率推理与图论的结合, 也是主要解决不定性或不完全性的信息决策。同神经网络类似, 其也是由节点圆圈、有向边组成的 1 个有向无环图 (DAG), 通过节点之间传播新的信息, 其中节点圆圈和有向边分别代表变量和变量之间的因果关系。贝叶斯网络如图 1 所示。

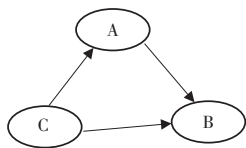


图 1 贝叶斯网络

设事件样本 A 中, 影响其发生的 n 个事件 (A_1, A_2, \dots, A_n)。相关的贝叶斯表达式如式 (1) 所示:

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^n P(B|A_i)P(A_i)} \quad (1)$$

式中: $P(A_i)$ 为事件的先验概率; $P(B|A_i)$ 为事件 A_i 发生条件下事件 B 发生的概率; $P(A_i|B)$ 为后验概率; $i=1, 2, \dots, n$ 。

其节点的联合概率分布 $P(A)$ 为:

$$P(A) = \prod_{i=1}^n P(A_i|P_a(A_i)) \quad (2)$$

式中: A 为网络中的各个节点变量; $P_a(A_i)$ 为节点 A_i 的所有父节点。

3 变量相关性分析

为提高贝叶斯网络模型预测的精确度, 通过降低数据维度、简化模型结构, 利用 SPSS 24.0 软件对变量进行 Pearson 相关性分析, 其计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

式中: r 为相关性系数; n 为样本数; \bar{x} 为样本 x 的平均值; \bar{y} 为样本 y 的平均值。

选出相关性较强的变量, 筛选结果如表 2 所示。

由表 2 可知, 不同节点之间相关程度不同, 具有显著相关的节点较多, 说明节点之间关系相关性较强。其中节点 M_5 (安全管理) 和 B (顶板事故) 的

表 2 节点变量相关性

变量符号	相关变量	相关程度	变量符号	相关变量	相关程度	
B	H_3	-0.262*	H_1	D_1	-0.257*	
	M_5	-0.568**		M_4	-0.147	
	M_8	0.201		M_7	0.104	
	D_1	0.187		M_2	-0.147	
	D_3	-0.174	H_3	D_1	-0.281*	
	M_3	0.115		M_2	0.238	
H_2	H_3	-0.312*	H_3	M_5	0.462**	
	H_5	0.286*		M_8	-0.323**	
	H_2	D_1	0.143	H_4	H_5	0.228
		D_3	0.302*		D_2	0.203
		E_2	0.260*		M_3	0.235
		M_8	0.102		M_5	0.201
H_5	D_3	0.213	H_4	M_6	0.253*	
	M_4	0.242		M_7	-0.209	
	M_9	0.221		M_9	0.212	
D_1	M_8	0.178	D_2	M_2	0.423**	
	M_9	0.151		M_6	0.380**	
	E_1	0.117		M_9	0.285*	
D_3	E_2	-0.166	E_1	E_2	-0.237	
	M_3	0.134		M_2	0.274*	
M_2	M_4	0.176	M_3	M_3	0.284*	
	M_6	0.240		M_4	0.448*	
	M_9	0.252**	M_3	M_5	0.306*	
	M_3	0.314*		M_1	-0.211*	
	M_5	0.260*	M_4	M_5	0.260*	
	M_{10}	0.376**		M_7	-0.127	
	M_{11}	-0.249*		M_9	0.418**	
	M_5	M_6	0.190	M_7	M_8	0.517**
		M_7	-0.183		M_9	-0.339**
		M_8	-0.355**		M_{10}	-0.309**
	M_8	M_{10}	0.166	M_9	M_{10}	0.418**
M_9		-0.306*	M_{11}		-0.402**	
	M_{10}	-0.396**				

注: * 表示在 0.05 水平 (双侧) 上显著相关; ** 表示在 0.01 水平 (双侧) 上显著相关。

相关性最强, 在 0.01 水平上达到 0.568 且呈负相关关系, 说明节点 M_5 (安全管理) 相关程度越高, B (顶板事故) 发生的概率越小; 其次, M_8 (违规作业) 和 M_7 (违规指挥) 相关程度在 0.01 水平上达到 0.517

且呈正相关关系,说明 M_8 (违规作业)相关程度会随着 M_7 (违规指挥)相关程度的变化而变化。

4 贝叶斯网络模型构建

将处理后的结构化数据导入贝叶斯网络软件 GeNie 中,借助相关算法进行结构学习。在此基础上,结合节点相关性分析结果对贝叶斯网络模型进行调整与修正,最终构建的煤矿顶板事故致因贝叶斯网络模型如图 2 所示。

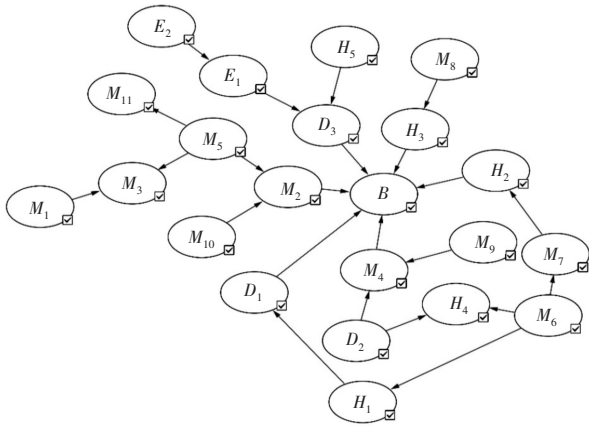


图 2 煤矿顶板事故致因贝叶斯网络模型

由图 2 可以看出,贝叶斯网络模型从整体上反映了煤矿顶板事故的发生原因及各原因之间的因果关系,各节点间的连线箭头由因指向果且表明两变量之间的关系。节点 B (顶板事故)是模型中的研究对象,与 D_1 (顶板垮落)、 D_3 (支护问题)、 H_2 (进入垮落区)、 M_2 (责任制度落实到位)、 H_3 (履行作业规程)和 M_4 (生产管理)均存在明显的内在因果逻辑关系。除此之外,其他节点与节点之间也存在密切的因果关系,研究其关系能够深入挖掘煤矿顶板事故发生的诱因,从源头找到最重要的影响因素。

5 贝叶斯网络模型验证与推理

5.1 模型验证

为了验证贝叶斯网络模型的可靠性和预测性,对网络模型进行有效交叉验证^[13]。采用 Leave One Out Cross 验证方法对模型各节点的预测精准度进行有效性计算,验证结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,在 22 个节点中,目标节点“顶板事故(B)”的预测精准度达到最高,为 0.984;其次是节点“安全管理(M_5)”的预测精准度,为 0.953。从整体来看,大多数节点的预测精准度在 0.7 以上。这说明

本文构建的贝叶斯网络模型具有较高的预测精准度,适宜对煤矿顶板事故的致因关系进行推理与分析。

表 3 模型交叉验证结果

Node(节点)	Accuracy(精准度)	Node(节点)	Accuracy(精准度)
B	0.984	M_1	0.781
H_1	0.797	M_2	0.578
H_2	0.703	M_3	0.656
H_3	0.813	M_4	0.578
H_4	0.734	M_5	0.953
H_5	0.843	M_6	0.719
D_1	0.688	M_7	0.593
D_2	0.578	M_8	0.719
D_3	0.547	M_9	0.656
E_1	0.797	M_{10}	0.641
E_2	0.906	M_{11}	0.922

5.2 参数学习

贝叶斯网络的参数学习是为了确定节点变量的条件概率分布情况,对模型节点变量间的依赖关系程度进行量化^[14-16]。目前,主要的参数学习算法包括贝叶斯方法、期望最大化算法(EM)和最大似然估计算法(MLE)^[17]等。在此,笔者选用期望最大化算法,主要因为期望最大化算法可在数据缺失的情况下对参数进行极大似然估计,能更好地应用于各类不完整数据的处理。其分为期望计算 E-步和最大化计算 M-步 2 个步骤^[18],具体算法见式(4)、式(5)。

1) E-步(Expectation-Step):根据观测到的数据和当前的参数值,计算样本数据的对数似然期望公式为:

$$Q(\Theta, \Theta(t)) = E[\log P(X|\Theta) | \Theta(t), M] \quad (4)$$

式中: Θ 为当前数据参数值; $\Theta(t)$ 为上一迭代得到的参数估计值; $E(x)$ 为取变量 x 的数学期望; $\log P(X|\Theta)$ 为观测数据中事件发生的条件概率; X 为要研究的事件; M 为样本数据集。

2) M-步(Maximization-Step):对 E-步的发生概率期望进行最大化期望值计算 $Q(\Theta, \Theta(t))$,即:

$$\Theta^i = \arg \max_{\Theta} Q(\Theta, \Theta(t)) \quad (5)$$

将 E-步和 M-步反复迭代,从而获取最优解。

在贝叶斯网络中,贝叶斯条件概率表是反映节

点间关系的纽带,是进行贝叶斯网络推理的基础^[19]。通过贝叶斯网络的参数学习可得出各节点间的条件概率,因节点数量较多且篇幅所限,仅着重分析关键词节点 D_3 (支护问题)、 M_4 (生产管理)和 M_3 (技术管理)的条件概率分布。为此,将设置好的节点名称与状态进行数据匹配,其中“normal”表示节点状态取值为“正常”;“abnormal”表示节点状态取值为“不正常”;“yes”表示节点状态取值为“是”;“no”表示节点状态取值为“否”;“conformity”表示节点状态取值为“符合”。有关节点条件概率如表 4~6 所示。

表 4 节点 D_3 的条件概率

父节点状态		子节点 D_3 的条件概率	
H_5	E_1	normal	abnormal
yes	conformity	0.75	0.25
	no	0.50	0.50
no	conformity	0.44	0.56
	no	0.13	0.87

表 5 节点 M_4 的条件概率

父节点状态		子节点 M_4 的条件概率	
D_2	M_9	normal	abnormal
normal	yes	0.67	0.33
	no	0.08	0.92
abnormal	yes	0.55	0.45
	no	0.18	0.82

表 6 节点 M_3 的条件概率

父节点状态		子节点 M_3 的条件概率	
M_1	M_5	normal	abnormal
yes	normal	0.88	0.12
	abnormal	0.38	0.62
abnormal	normal	0.59	0.41
	abnormal	0.07	0.93

由表 4 可知,当人员监督检查不到位(H_5 取值为 no)、环境地质条件不符合安全生产要求(E_1 取值为 no)时,支护发生问题(D_3 取值为 abnormal)概率最大,概率值为 0.87。因此,在煤矿发生顶板事故的过程中,以上两种情况若同时发生,则有很大概率会导致顶板事故的发生。相反,当人员监督检查到位(H_5 取值为 yes)、地质条件也符合要求(E_1

取值为 conformity)时,支护不正常问题(D_3 取值为 abnormal)的发生概率为 0.25,煤矿顶板事故发生的概率则变小。同时,当人员监督检查到位(H_5 取值为 yes)、而地质条件不符合要求(E_1 取值为 no)时,与 E_1 取值为 conformity 相比,支护问题不正常的概率增大了 1 倍。对比发现,地质条件不符合安全生产要求将会提高顶板事故发生的概率。

由表 5 可知,当风险识别监控系统正常(D_2 取值为 normal),人才储备不充足时(M_9 取值为 no),生产管理混乱(M_4 取值为 abnormal)的概率值为 0.92,这说明在煤矿生产过程中,要注重培养人才、提高员工管理能力或引进人才。

由表 6 可知,在法律法规健全(M_1 取值为 yes),安全管理处于正常状态(M_5 取值为 normal)时,技术管理处于正常状态(M_3 取值为 normal)的概率为 0.88;反之,当法律法规不健全(M_1 取值为 no)、安全管理处于混乱状态(M_5 取值为 abnormal)时,技术管理则处于混乱状态(M_3 取值为 abnormal),概率高达 0.93。这充分说明在开展顶板管理工作的过程中,应同时完善法律法规和安全管理规章制度,通过提高管理能力来预防顶板事故的发生。

5.3 贝叶斯网络模型节点逆向推理

贝叶斯网络模型节点逆向推理是在已知网络模型目标节点的情况下,计算其他节点变量的后验概率^[20]。笔者构建了贝叶斯网络模型,对变量进行逆向推理,得出其他节点变量的后验概率值,更能准确地对事故态势进行评估与预测。在构建的贝叶斯网络模型基础上,将根节点“顶板事故(B)”设为证据节点,得出其他节点的后验概率分布。分析比较各节点后验概率值的大小,推断导致煤矿顶板事故发生的最可能原因,结果如表 7 和图 3 所示。

表 7 煤矿顶板事故后验概率前 10 节点变量排名

排序	节点	后验概率	排序	节点	后验概率
1	M_5	0.954	6	D_1	0.719
2	H_3	0.847	7	M_6	0.718
3	H_5	0.846	8	M_3	0.663
4	M_8	0.732	9	M_4	0.604
5	H_4	0.729	10	M_2	0.594

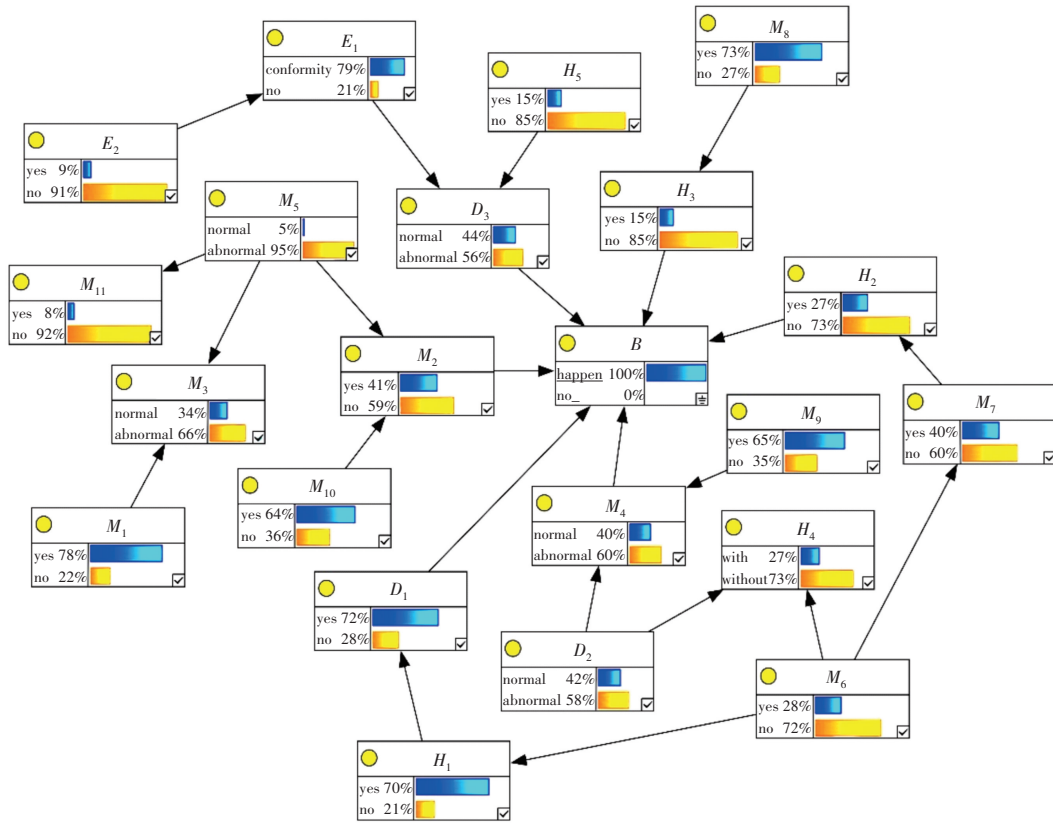


图 3 贝叶斯网络模型节点逆向推理分布图

由表 7 和图 3 可知,在煤矿顶板事故已发生的情况下,煤矿企业各级安全管理混乱 (M_5 取值为 abnormal), 概率大于 95%;其次为未履行作业规程 (H_3 取值为 no), 概率大于 84%;节点监督检查不到位 (H_5 取值为 no), 概率大于 84%;节点违规作业 (M_8 取值为 no), 概率大于 73%;员工缺乏安全意识 (H_4 取值为 no), 概率接近 73%;节点发生顶板垮落 (D_1 取值为 yes) 和教育培训不到位 (M_6 取值为 no), 概率大于 71%;技术管理失误 (M_3 取值为 abnormal), 概率大于 66%;节点生产管理运行混乱 (M_4 取值为 abnormal), 概率大于 60%;煤企责任制度落实不到位 (M_2 取值为 no), 概率大于 59%。

5.4 节点敏感性分析和最大致因链分析

在贝叶斯网络模型中,对敏感性分析能够反映网络模型由局部参数发生变化而引起对目标节点的量化^[21],进而识别出模型中的敏感性因素,节点红颜色的深度与其敏感度呈正比关系,红色越深,则敏感性程度越高;同时,通过事故最大致因链寻找关键性风险因素,用箭头加粗风险致因链即最可能导致事故发生的关键风险路径。将节点 B 设定为目标节点,进行变量敏感性和事故最大致因链分析,结果如图 4 所示。

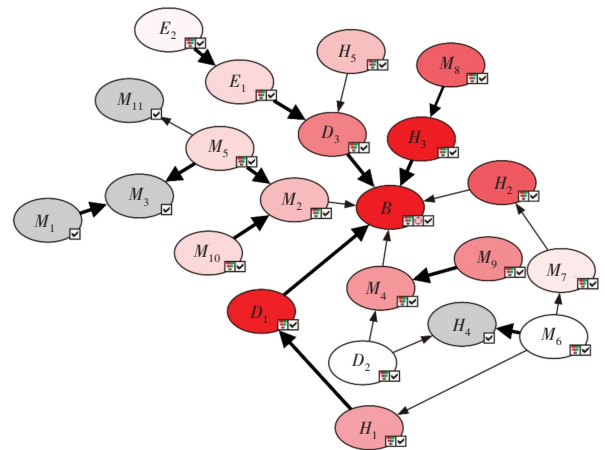


图 4 贝叶斯网络模型节点变量敏感性和最大致因链分析

由图 4 可以看出,网络模型节点的敏感性程度不同,敏感性较高的节点有: H_3 (履行作业规程)、 D_1 (顶板垮落)、 H_2 (进入垮落区)、 M_8 (违规作业)、 D_3 (支护问题)、 M_4 (生产管理)、 H_1 (执行敲帮问顶)、 M_9 (人才储备充足),对这些因素进行重点防控,能够有效提高抵抗事故发生的能力。图 4 中造成煤矿顶板事故的致因链中,最长致因链为 E_2 (巷道变形)→ E_1 (地质条件)→ D_3 (支护问题)→ B (顶板事故);其次为 H_1 (执行敲帮问顶)→ D_1 (顶板垮落)→ B (顶板事故), M_8 (违规作业)→ H_3 (履行作业规程)→

B(顶板事故)。因此,应针对以上关键风险因素优先加以控制,降低最大致因链中各因素的发生概率。煤矿井下作业时应全面掌握矿区地质构造发育情况,严格履行安全生产和作业规章制度,及时对设备进行检修排除隐患,提高全员的煤矿安全防范意识,保障人员与财产安全,有效预防顶板事故的发生。

6 结论

1) 经过整理和调查煤矿顶板事故的相关资料,采用数据驱动研究模式,从人为、设备、环境、管理4个方面选取致因变量,分析因素间相关关系,并交叉验证了贝叶斯网络模型的可靠性与精准度。

2) 利用贝叶斯网络软件 GeNie 构建事故模型,采用 EM 算法对贝叶斯分析模型进行参数训练,了解变量间的概率分布情况;运用逆向推理、敏感性和最大致因链分析,得出对顶板事故影响显著的致灾因素。

3) 节点 H_3 (履行作业规程)、 D_1 (顶板垮落)、 H_2 (进入垮落区)、 M_8 (违规作业)的敏感性较强;其次,分析得到 E_2 (巷道变形) $\rightarrow E_1$ (地质条件) $\rightarrow D_3$ (支护问题) $\rightarrow B$ (顶板事故)最长致因路径。根据致灾因素分析结果进行预防,是降低煤矿顶板事故发生的关键手段和有效方法。

参考文献:

[1] 戴林超. 我国煤矿顶板灾害事故安全分级评价及应用[J]. 矿业安全与环保, 2016, 43(2): 50-53.
[2] 李波, 巨广刚, 王珂, 等. 2005—2014年我国煤矿灾害事故特征及规律研究[J]. 矿业安全与环保, 2016, 43(3): 111-114.
[3] 赵阳. 煤矿综采工作面顶板管理分析[J]. 江西化工, 2020(3): 392-393.
[4] 康红普, 张镇, 黄志增. 我国煤矿顶板灾害的特点及防控技术[J]. 煤矿安全, 2020, 51(10): 24-33.
[5] 杨君岐, 任瑞, 阚立娜, 等. 基于BP神经网络模型的商业银行风险评估研究[J]. 会计之友, 2021(5): 113-119.
[6] 王慧雯, 薛晔, 薛崇义. 耦合效应下的煤矿顶板事故风险因素评价研究[J]. 矿业安全与环保, 2021, 48(1): 115-

119.
[7] 薛海腾, 李希建. 基于改进 AHP 对煤矿瓦斯爆炸事故致因分析[J]. 采矿技术, 2020, 20(1): 121-123.
[8] 程和祥, 聂炜昌. 人工智能中的贝叶斯方法[J]. 重庆理工大学学报(社会科学), 2020, 34(5): 17-23.
[9] 陈兆波, 阴东玲, 曾建潮, 等. 基于贝叶斯网络的煤矿事故人因推理[J]. 中国安全生产科学技术, 2014, 10(11): 145-150.
[10] 李世科. 基于 K-均值聚类与贝叶斯判别的我国煤矿顶板灾害事故安全评价[J]. 中国矿业, 2020, 29(4): 131-135.
[11] 李贤功, 葛家家, 胡婷, 等. 煤矿顶板事故致因分析的贝叶斯网络研究[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(7): 10-14.
[12] PEARL J. Bayesian networks: a model of self-activated memory for evidential reasoning[C]//Conference of the Cognitive Science Society, 1985: 329-334.
[13] 高学攀, 廖士中. 基于贝叶斯网络的林火概率预测系统设计与实现[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(13): 246-251.
[14] 许保光, 王蓓蓓, 池宏, 等. 基于贝叶斯网络的航空安全中不安全信息分析[J]. 中国管理科学, 2020, 28(12): 118-129.
[15] 李爽, 李丁炜, 犹梦洁, 等. 基于 BN-ELM 的煤矿瓦斯安全态势预测方法[J]. 系统工程, 2020, 38(3): 132-140.
[16] 郝丽萍, 陈兆波, 曾建潮. 煤矿采掘作业人员感知的影响因素分析[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2017, 38(5): 592-598.
[17] 李硕豪, 张军. 贝叶斯网络结构学习综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 641-646.
[18] 刘建伟, 黎海恩, 罗雄麟. 概率图模型学习技术研究进展[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1025-1044.
[19] 杜菲菲, 冯新喜. 用于态势评估的贝叶斯网络研究综述[J]. 电光与控制, 2010, 17(9): 42-46.
[20] 张宏毅, 王立威, 陈瑜希. 概率图模型研究进展综述[J]. 软件学报, 2013, 24(11): 2476-2497.
[21] 张宁, 盛武. 基于贝叶斯网络的煤矿瓦斯爆炸事故致因分析[J]. 工矿自动化, 2019, 45(7): 53-58.

(责任编辑: 逢锦伦)