

文章编号:1009-6094(2024)10-3709-10

飞机雷雨情景着陆冲偏出跑道的贝叶斯网络风险分析*

张宇辉,胡思睿,常鑫

(中国民航大学交通科学与工程学院,天津 300300)

摘要:为解决飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道风险因素之间关系不清且量化程度不足的问题,提出一种融合文本挖掘与贝叶斯网络的飞机雷雨情景着陆冲偏出跑道风险量化分析模型。首先,通过136起事故报告建立语料库,构建潜在狄利克雷分配(Latent Dirichlet Allocation, LDA)模型并对文本进行挖掘以提取关键词,进而形成包含3个一级指标和26个二级指标的风险分析指标体系;其次,采用因果效应公式确定节点优先次序,并运用K2算法和期望最大(Expectation Maximization Algorithm, EM)算法分别学习贝叶斯网络的结构和参数;最后,使用贝叶斯网络模型对飞机冲偏出跑道事故数据进行算例分析,计算风险因素的发生概率并分析事故与风险因素间的灵敏度。研究结果显示:飞机在雷雨情景下着陆时更倾向于由跑道末端冲出跑道;导致飞机冲出跑道的主要风险因素为道面积水、飞机空中平飘过长以及进场过高;导致飞机偏出跑道的主要原因为跑道过窄及滑跑方向偏离。研究表明了贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)模型用于飞行事故风险因素分析的可行性,为飞机在雷雨天气下的运行管理、风险处置策略提供了重要参考。

关键词:安全工程;冲偏出跑道;文本挖掘;贝叶斯网络(BN);风险分析

中图分类号:X949 **文献标志码:**A

DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2024.0312

0 引言

根据国际航空运输协会(International Air Transport Association, IATA)对飞机着陆阶段事故的统计结果^[1],冲偏出跑道为出现频率最高的事故类型,占比达23%,而恶劣天气在航空事故原因中的占比达到了约20%^[2],其中降雨、雷暴及能见度低等气象因素出现频率最高。因此,分析导致飞机在雷雨情景下着陆冲偏出跑道的关键风险因素,并建立风险分析模型实现风险因素的量化研究十分必要。

飞机在雷雨天气下着陆冲偏出跑道的事故情景

* 收稿日期:2024-03-15

作者简介:张宇辉,副教授,博士,从事机场智慧运行研究,xueyingshuang@163.com。

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB2600500)

由飞机、机组、环境及机场跑道等多方面的影响因素共同组成,多种风险因素相互影响共同导致事故的发生,是典型的复杂系统。1986年,由Pearl^[3]首次提出的贝叶斯网络模型(Bayesian Network, BN)近年来已成为研究复杂系统多因素间相互影响关系以及不确定性问题分析推理的主流工具,目前已应用于无人机碰撞风险评估^[4]、水上交通风险研究^[5]、地铁事故分析^[6]、动车组故障分析^[7]以及公交车事故原因分析^[8]等领域。可见,当前BN模型已在各类交通事故风险研究领域有较成熟的应用。在飞行事故风险分析方面,2012年,霍志勤等^[9]首次将BN模型与事故案例结合,确定了飞机偏出跑道的主要原因并对其重要程度进行了排序。2019年,王洁宁等^[10]结合系统理论过程分析(System Theoretic Process Analysis, STPA)和反向传播(Back Propagation, BP)神经网络对飞机冲偏出跑道事故中的人为差错进行了分析。2022年,Odisho等^[11]认为不稳定进近是导致飞机冲出跑道的主要原因,研究使用美国航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)提供的数据并通过逻辑回归、决策树等方法构建了不稳定进近风险预测模型。2023年,靳慧斌等^[12]分析了通勤飞行事故的诱因,并使用平均因果效应方法结合EM算法建立了BN模型,进而推理了导致发生事故概率较高的影响因素。2023年,汪磊等^[13]将飞机快速存取记录器(Quick Access Recorder, QAR)数据与BN模型结合,建立了飞机着陆超限风险分析模型,并实现了飞行员/机队飞行超限风险分析及预测。

综上,文献[9-10]中的风险指标集中于人为差错和管理漏洞,对恶劣天气和机场跑道等客观因素在事故演化中的影响考虑不够全面。文献[11]虽然采用真实飞行数据并使用多种方法预测飞机冲出跑道风险,但其风险预测目标仅针对不稳定进近展开,未全面考虑其他导致冲偏出跑道的风险。文献[12]主要分析小型通勤飞机事故风险且未对事故类型进行具体分类,无法用于大型客机冲偏出跑道风险分析。文献[13]虽基于飞机着陆状态指标和真实数据构建了飞行超限风险的BN模型,但在指标上未考虑环境等客观因素,且飞行超限风险不能完全指向飞机冲偏出跑道的事故结果,因此在飞机冲偏出跑道风险分析的运用上有所局限。鉴于此,为厘清飞机在雷雨情景中着陆冲偏出跑道的直接风险因素及其相互影响关系,实现以冲偏出跑道为导向的风险量化分析,提出基于LDA-BN的风险

分析模型,构建 LDA 主题模型来挖掘事故关键风险因素并形成风险指标;使用 K2 算法和 EM 算法来构建 BN 模型,以实现飞机雷雨情景着陆冲偏出跑道事故风险的量化分析研究。

1 LDA - BN 模型基本理论

1.1 LDA 主题模型定义

潜在狄利克雷分配 (Latent Dirichlet Allocation, LDA) 模型由 Blei 等^[14]于 2003 年提出,是一种基于语料库和概率数据进行文本关键词挖掘的模型。LDA 主题模型由文本-主题-关键词 3 层结构组成,在这 3 层结构之间存在相应的概率分布,即主题-关键词分布和文本-主题分布。LDA 主题模型示意图见图 1。在 M 个文本中, α 和 β 分别为 θ_m 和 $\Phi(Z_{m,n})$ 的先验分布;文本 m 以主题分布 θ_m 抽取主题 $Z_{m,n}$,然后在每个主题下的关键词分布 $\Phi(Z_{m,n})$ 中抽取 1 个关键词,最终形成完整的文本 m 。

为了使 LDA 主题模型效果更优,以困惑度函数作为确定 LDA 模型主题数的依据。困惑度越小则表明模型的聚类效果越好,其计算方法见式(1)。

$$P = \exp \left\{ - \frac{\sum_{m=1}^M \lg [T(w_m)]}{\sum_{m=1}^M N_m} \right\} \quad (1)$$

式中 P 为困惑度指数, $T(w_m)$ 为第 m 个文本中词语的概率, N_m 为第 m 个文本中的所有词。

1.2 BN 模型定义

贝叶斯网络 (BN) 模型是一种由节点和边共同组成的有向无环图,用于表示多个变量之间的概率依赖关系。BN 中的各个节点代表随机变量,边表示这些随机变量之间的依赖关系和因果关系。BN 的概率计算基于贝叶斯定理,将概率分布表示为有向无环图中的节点和边,每个节点的状态或概率会受其他节点的影响。BN 模型可以用于解决复杂系统的推理、预测等问题,通过设置指定变量的观察值,可利用贝叶斯网络进行推理以计算其他未观察到的变量的概率分布。

假设存在包含 n 个节点 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的 BN

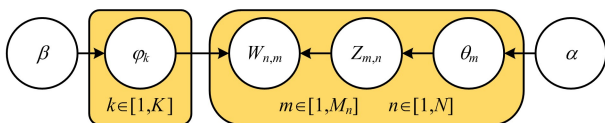


图 1 LDA 主题模型结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the structure of the LDA topic model

模型,依照马尔科夫假设,联合概率可由各个节点的条件概率相乘得到,计算见式(2)。

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \pi(x_i)) \quad (2)$$

式中 $\pi(x_i)$ 为节点 x_i 的父节点集合。

1.3 BN 模型的学习

本文选择基于事故数据驱动的结构、参数学习方法学习构建 BN 模型,相较于过往飞机冲偏出跑道 BN 风险分析模型^[15],由故障树转换所得自下而上的树状 BN 结构以及通过专家打分、估算得到的条件概率存在结构简单,不能准确反映客观规律等问题。通过客观事故数据进行学习所得到的 BN 模型在结构上可更加合理地反映不同风险间的相互影响关系,在概率准确性上相较主观赋值更能反映客观规律。

1.3.1 BN 模型结构学习

K2 算法是由 Cooper 等^[16]于 1992 年提出的一种 BN 结构学习算法,具有运算准确度高、运行速度快等优点,目前已在各类交通事故的 BN 分析模型上成熟运用^[7-8]。为了使 K2 算法的学习结果更加准确,需要给定 BN 节点排序,因此基于因果效应^[17]的概念来确定 BN 节点的优先次序。本文采用文献^[18]提出的因果效应来确定节点的优先次序,见式(3)。

$$E(x_i x_j) = \frac{N(x_j = 1)}{N} [P(x_j = 1 | x_i = 1) - P(x_j = 1 | x_i = 0)] - \frac{N(x_j = 0)}{N} \times [P(x_j = 0 | x_i = 1) - P(x_j = 0 | x_i = 0)] \quad (3)$$

式中 $E(x_i x_j)$ 表示由式(2)计算的节点 x_i 对 x_j 的影响程度, $E(x_j x_i)$ 则反之。若 $E(x_i x_j) > E(x_j x_i)$, 表明节点 x_i 对 x_j 影响程度更大,则节点 x_i 优先度加 1。以此方法遍历所有节点,则可以得到所有节点的优先次序。

1.3.2 BN 模型参数学习

在得到 BN 模型完整的网络结构后,需要基于专家经验或样本数据通过算法得到 BN 模型中各个节点的条件概率。参考文献^[19]采用的最大期望算法 (Expectation-Maximization algorithm, EM) 来学习 BN 模型参数。

2 事故风险识别与耦合分析

2.1 事故数据收集

从美国国家运输安全委员会 (National

Transportation Safety Board, NTSB)、航空安全网(Aviation Safty Network, ASN)等数据库搜集由官方航空事故调查机构发布的飞机在雷雨情景下着陆冲偏出跑道事故调查报告,共 136 份。事故报告包含详细的事故演化过程、涉事飞机、机场相关基础设施以及天气状况等关键数据,事故调查结论等与事故风险直接相关的关键段落。在事故调查报告的关键段落中,事故经过段落较为客观地描述了飞机冲偏出跑道的发生过程;飞机、机场以及天气相关段落包含了描述飞机运行状态、机场基础设施状态以及事发天气状况的关键词,能够有效还原事故情景;事故结论则明确指出导致事故发生的关键原因,是提取风险因素的关键段落。从事故报告中提取上述部分文字作为信息数据共 610 条,并用于风险因素挖掘。

2.2 基于 LDA 主题模型的风险因素挖掘

利用 Python 语言构建 LDA 主题模型并进行文本挖掘,首先,对语料库进行去除停用词及设置专业词库等预处理操作;然后,运行 LDA 主题模型,输出困惑度曲线,见图 2。根据最小困惑度原则,结合困惑度曲线判断最佳主题数为 4~7。将 LDA 模型主题数分别按照 4~7 进行设置并运行 LDA 模型进行试验,对比试验结果,排除重复/过度拟合主题后确定最佳主题数为 4。

设置主题数为 4 并运行 LDA 主题模型,对历史事故调查报告关键段落进行文本挖掘,得到各主题相应的关键词;总结关键词含义后可归纳得到各个主题名称为:进场着陆、制动减速、机场跑道以及机场环境(表 1)。

2.3 事故风险分析指标体系构建

在系统性、科学性以及客观性的原则下,根据表 1 中 LDA 主题模型挖掘所得风险关键词,参考相关飞机冲偏出跑道的研究^[20-22],并结合《航空运输承运人飞行品质监控(FOQA)实施与管理》、AC-121-FS-33R1《航空承运人湿跑道和污染跑道运行管理规定》、民航规[2021]32 号《运输机场跑道表面状况

评估和通报规则》以及《某航司 QAR 超限/典型超限事件监控标准》等行业规范、规章,再经过对飞行安全等领域行业专家进行咨询后,构建飞机雷雨情景着陆冲偏出跑道风险指标体系,见图 3。

由风险指标体系可知:飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道风险由飞机、机场、环境 3 方面要素共同组成且相互耦合、影响,见图 4(a)。在飞机方面的风险要素中,主要包含飞机进场着陆时的飞行状态参数和减速装置使用参数,而这两项参数主要由机组对飞机的操纵情况决定,并且同时受环境如能见度、风等客观因素的影响;在机场方面的风险要素中,主要包含机场跑道的使用性能参数,此类参数体现了跑道对飞机着陆的安全保障能力,且在雷雨情景下部分参数将受到如降雨等环境因素的影响;在环境方面的风险要素中,主要包括在雷雨情景中会对飞机着陆性能、机组操作情况以及跑道使用性能造成影响的客观环境参数。通过风险指标,能够实现飞机在雷雨情景下着陆冲偏出跑道的事故情景重构,见图 4(b)。在理想情况下,飞机将以参考着陆速度 v_{ref} ,于约 15 m 高度处跨越跑道入口后经过拉平并使机轮接地后减速停止;在雷雨情景下,机组对飞机的操纵和飞机本身的运行状态将受到影响,相对理想情况会出现较大偏差,加之跑道的使用性能

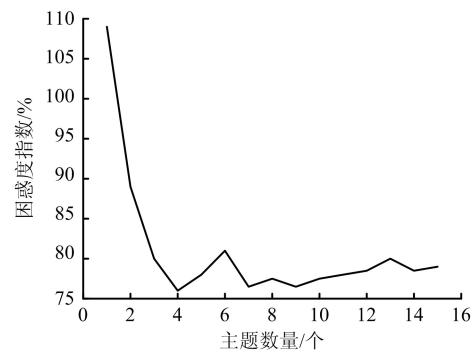


图 2 LDA 模型困惑度曲线
Fig.2 Perplexity curve of the LDA model

表 1 冲偏出跑道事故主题-风险提取结果

Table 1 Theme-risk extraction results for runway excursion accidents

主题	主题对应关键词
进场着陆	速度、接地、下降、跑道入口、空速、平飘、参考着陆速度、进近速度、高度、过高
制动减速	反推、飞行员、襟翼、部署、秒、自动刹车、挡位、扰流板、减速、怠速
机场跑道	跑道、长度、距离、宽度、跑道入口、坡度、海拔、制动效果、刻槽、湿跑道
机场环境	风、能见度、速度、海拔、云层、云底、降雨、天气、雷暴、观测

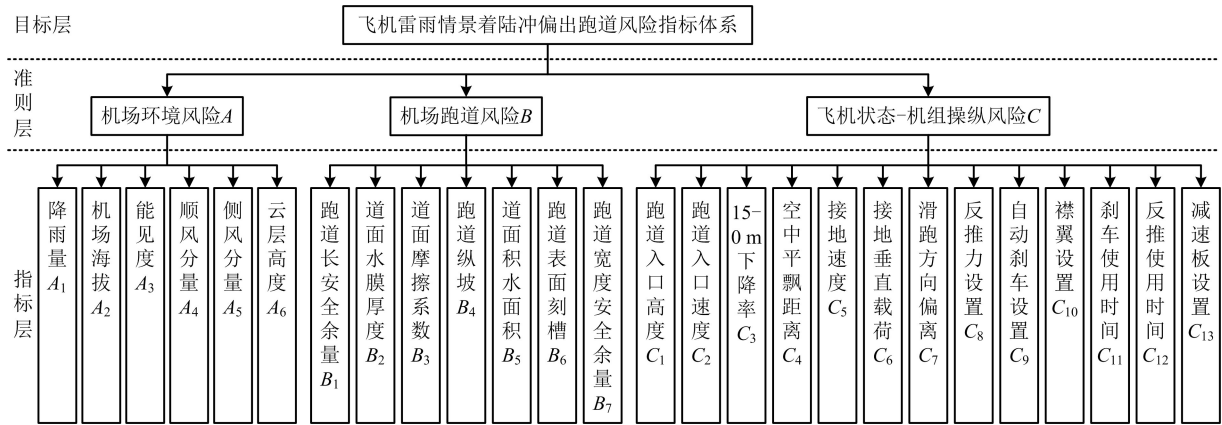


图3 事故风险指标体系

Fig. 3 Accident risk indicator system

在雷雨影响下出现劣化,则飞机冲偏出跑道的风险会显著增加。

本文建立的飞机冲偏出跑道风险指标体系主要考虑了飞机、机组、机场、环境4方面的风险,以重构事故情景为导向来选取造成飞机冲偏出跑道的直接风险因素。由于着陆阶段机组的操纵情况最终将以飞机运行状态及减速装置的使用情况来体现,因此对于机组、人为因素等难以精准、全面地选取指标风险,直接以飞机状态和制动装置的使用两方面的参数指标来表征。相较于传统的囊括人为、管理等因素的风险分析框架^[23-26],本文构建风险指标体系的风险边界更加清晰明确,指标对风险的表征能力更强,可从根本上分析导致飞机冲偏出跑道的直接原因,弥补了传统方法中风险指标主观性较大且定义模糊的问题。此外,本文还考虑了雷雨天气对飞机、机场跑道等基础设施的客观影响因素,提升了指标体系在风险因素上的全面性,能够为飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道的贝叶斯网络风险分析提供准确、客观的理论支撑。

3 BN 模型风险分析实例研究

3.1 事故数据处理

通过收集的136份飞机雷雨情景下着陆时冲偏出跑道事故案例,从事故报告中提取事故原因,并将事故风险分析指标体系中的风险因素与事故原因相对应,构建进行BN模型结构/参数学习所需的事故数据矩阵,见式(4)。

$$M = \begin{bmatrix} x(a_1 b_1) & x(a_1 b_2) & \cdots & x(a_1 b_{28}) \\ x(a_2 b_1) & x(a_2 b_2) & \cdots & x(a_2 b_{28}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(a_{136} b_1) & x(a_{136} b_2) & \cdots & x(a_{136} b_{28}) \end{bmatrix}_{136 \times 28}$$

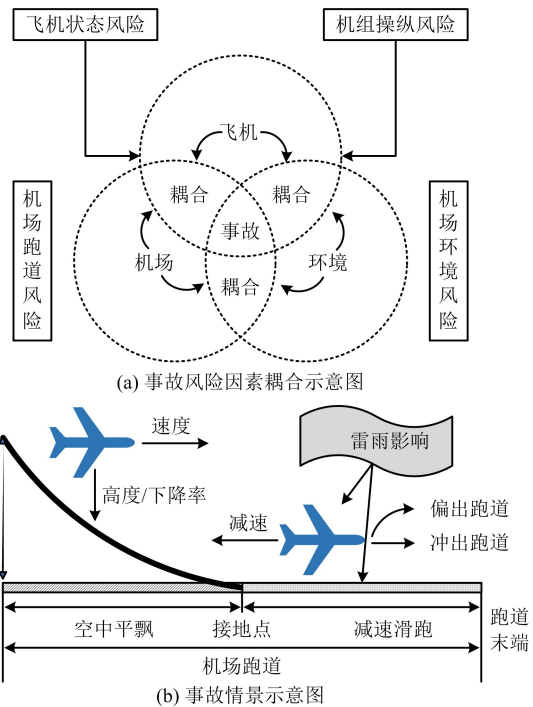


图4 风险因素耦合及事故情景示意图

Fig. 4 Schematic diagram of risk factor coupling and accident scenarios

(4)

在事故数据矩阵 M 中,矩阵的行依次代表不同的事故案例,矩阵的列依次代表26个风险分析指标以及冲出/偏出跑道两种事故后果。若矩阵中的元素 $x(a_i b_j) = 0$,则表示在第 i 个事故案例中,第 j 个风险因素没有发生;若 $x(a_i b_j) = 1$,则表示在第 i 个事故案例中,第 j 个风险因素发生。综上所述,事故数据矩阵 M 为一个 136×28 的由0和1组成的二值型矩阵,见表2。

3.2 BN 模型结构/参数学习

将事故风险分析指标以及冲偏出跑道两种事故后果视为 BN 节点,使用 K2 算法进行 BN 模型的结构学习。首先,确定 BN 模型节点优先次序,节点降雨量 A_1 、机场海拔 A_2 、跑道长度安全余量 B_1 、跑道纵坡 B_4 、跑道表面刻槽 B_6 以及跑道宽度安全余量 B_7 共 6 个风险因素为事故演化发展的前置条件,不受其他风险因素指标影响,在 BN 模型中仅作为父节点,因此其节点优先次序为 1。其次,基于事故数据矩阵 M 并使用式(2)计算 BN 模型节点的优先次序,结果见表 3。

采用 BN 模型中建模软件 GeNIe 作为建模工具以进行 BN 结构学习,在 GeNIe 软件中导入事故数据矩阵 M ,将表 4 所示的 BN 模型节点优先次序作为结构学习先验知识输入到软件中,然后选择 K2 算法进行结构学习并得到 BN 模型网络结构。在已有 BN 网络结构的基础上,结合 BN 网络节点与事故数据矩阵 M 在 GeNIe 软件中选择 EM 算法进行参数学习。本文得到的完整的飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道事故风险分析 BN 模型见图 5。使用 K -fold 交叉验证法对 BN 模型的预测精确度进行验证,取 $K=10$ 进行验证得到验证结果:模型预测节点“空中平

飘距离 C_4 ”发生的准确率为 63.23%、预测节点“滑跑方向偏离 C_7 ”发生的准确度为 85.29%、预测节点“冲出跑道 RO”发生的准确率达到 90.44%,模型对 28 个节点进行预测的平均准确率为 72.69%,表明模型对各参数的预测能力较好。

3.3 BN 模型风险定量分析

3.3.1 风险因素发生概率分析

在 BN 建模分析软件 GeNIe 中对事故风险 BN 分析模型开展事故风险因素发生的概率进行计算,在不设置证据、不改变任何节点状态的情况下,更新 BN 模型的概率状态,可得到模型中共 28 个节点的边缘概率,见表 4。

在风险因素概率排序上,排名前 5 的分别是:“降雨量 A_1 ”发生概率为 72.79%,节点“道面水膜厚度 B_2 ”发生概率为 66.20%,节点“空中平飘距离 C_4 ”发生概率为 64.58%,节点“反推力设置 C_8 ”发生概率 58.09%,节点“顺风分量 A_4 ”发生概率为 50.74%。

按照各一级指标下排名前 3 的风险因素进行统计。在机场环境风险方面,发生概率排名前 3 的节

表 2 事故数据矩阵(部分)

Table 2 Incident data matrix (partial)

案例	事故风险分析指标									
	A_1	A_2	...	B_1	B_2	...	C_1	...	RO	RV
a_1	1	1	...	0	1	...	0	...	1	0
⋮	⋮	⋮		⋮	⋮		⋮		⋮	⋮
a_{50}	0	1	...	0	0	...	1	...	1	0
⋮	⋮	⋮		⋮	⋮		⋮		⋮	⋮
a_{136}	1	0	...	1	0	...	0	...	0	1

注:RO 为飞机冲出跑道事故, RV 为飞机偏出跑道事故。

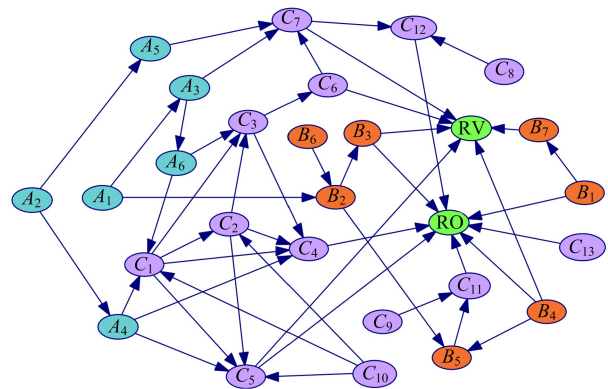


图 5 事故风险分析 BN 模型

Fig. 5 BN model for accident risk analysis

表 3 BN 模型节点优先次序

Table 3 Prioritization of BN model nodes

节点次序	节点	节点次序	节点	节点次序	节点	节点次序	节点	节点次序	节点
1	A_1	2	A_2	3	C_{13}	7	B_3	9	C_6
1	A_2	2	A_3	4	C_8	7	B_5	9	C_7
1	B_1	2	A_4	4	C_9	8	C_1	10	C_4
1	B_4	2	A_5	5	C_{11}	8	C_2	11	RO
1	B_6	2	A_6	5	C_{12}	9	C_3	11	RV
1	B_7	3	C_{10}	6	B_2	9	C_5		

表 4 风险因素发生概率排序

Table 4 Ranking of probability of occurrence of risk factors

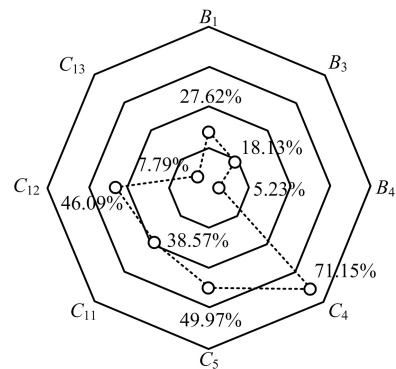
概率排序	BN 模型节点名称	发生概率/%	概率排序	BN 模型节点名称	发生概率/%
事故后果 1	冲出跑道 RO	74.27	风险因素 13	跑道长度安全余量 B_1	31.62
事故后果 2	偏出跑道 RV	12.60	风险因素 14	能见度 A_3	28.72
风险因素 1	降雨量 A_1	72.79	风险因素 15	接地垂直载荷 C_6	28.65
风险因素 2	道面水膜厚度 B_2	66.20	风险因素 16	云层高度 A_6	26.49
风险因素 3	空中平飘距离 C_4	64.58	风险因素 17	15-0 m 下降率 C_3	22.24
风险因素 4	反推力设置 C_8	58.09	风险因素 18	道面摩擦系数 B_3	20.40
风险因素 5	顺风分量 A_4	50.74	风险因素 19	襟翼设置 C_{10}	19.12
风险因素 6	跑道入口高度 C_2	47.54	风险因素 19	机场海拔 A_2	17.65
风险因素 7	接地速度 C_5	46.63	风险因素 21	侧风分量 A_5	17.64
风险因素 8	道面水膜面积 B_5	46.53	风险因素 22	滑跑方向偏离 C_7	14.98
风险因素 9	反推作用时间 C_{12}	45.01	风险因素 23	跑道表面刻槽 B_6	13.24
风险因素 10	自动刹车设置 C_9	39.71	风险因素 24	扰流板设置 C_{13}	10.29
风险因素 11	刹车作用时间 C_{11}	38.54	风险因素 25	跑道纵坡 B_4	7.35
风险因素 12	跑道入口速度 C_1	32.96	风险因素 26	跑道宽度安全余量 B_7	6.62

点分别是“降雨量 A_1 ” (72.79%)、“顺风分量 A_4 ” (50.74%) 以及“能见度 A_3 ” (28.72%)。在机场跑道风险方面,发生概率前 3 的节点分别为:“道面水膜厚度 B_2 ” (66.20%)、“道面水膜面积 B_5 ” (46.53%)、“跑道长度安全余量 B_1 ” (31.62%)。在飞机运行-机组操纵风险方面,发生概率排名前 5 的节点包括:“空中平飘距离 C_4 ” (发生概率 64.58%)、“反推力设置 C_8 ” (发生概率 58.09%)、“跑道入口高度 C_2 ” (发生概率 47.54%)、“接地速度 C_5 ” (发生概率 46.63%)、“反推作用时间 C_{12} ” (发生概率 45.01%)。

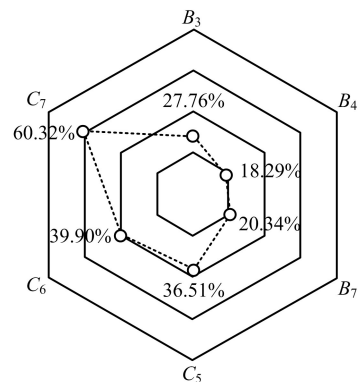
3.3.2 事故致因逆向推理

通过在 GeNIe 软件中将“冲出跑道 RO”和“偏出跑道 RV”两个事故后果节点的状态设置为“State1”,即发生概率为 100%,观察其父节点的概率变化情况,则可以根据其后验概率判断最有可能引起事故发生的直接风险因素。设置完成后,更新 BN 模型以得到两个事故节点的父节点后验概率,见图 6。

据图 6 可知,若飞机发生冲出跑道事故,则最有可能发生的节点为“空中平飘距离 C_4 ”,其后验概率达 71.15%;其次是“接地速度 C_5 ”,后验概率为 49.97%。在机组对减速装置的使用方面,节点“刹车作用时间 C_{11} ”以及“反推作用时间 C_{12} ”两个节点的后验概率分别为 38.57%、46.09%,是减速操作层



(a) 节点“冲出跑道RO”



(b) 节点“偏出跑道RV”

图 6 事故节点后验概率分布雷达图

Fig. 6 Radar plot of posterior probability distribution of accident nodes

面导致事故发生的主要原因之一;节点“减速板设置 C_{13} ”的后验概率较小,为 7.79%。此外,跑道的使用性能等客观影响因素同样在事故中有所作用:若飞机发生冲出跑道事故,则跑道长度安全余量不足的发生概率为 27.62%,道面摩擦系数不足的概率为 18.13%,跑道存在纵向下坡的可能性为 5.23%。

导致飞机偏出跑道的最根本原因为滑跑方向出现偏离,其后验概率达 60.32%。其次是节点“接地垂直载荷 C_6 ”和“接地速度 C_5 ”,后验概率分别为 39.90%、36.51%。此外,在较窄的跑道上着陆时飞机发生滑跑方向偏离后的可修正安全余量较小,相较于更宽的跑道偏出风险更大,节点 B_7 的后验概率为 20.34%;节点“跑道纵坡 B_4 ”和节点“道面摩擦系数 B_3 ”的后验概率分别为 18.29%、27.76%。

3.3.3 敏感性分析

GeNIe 软件具备对 BN 模型进行敏感性分析的功能,其敏感性分析算法由 Kjaerulff 等^[27]提出,能够在设置目标节点后计算得到 BN 网络中对目标节点影响程度最为显著的节点。在 BN 模型中将事故后果节点设置为目标节点进行敏感性分析,能够了解其致因对事故发生的影响程度。将事故节点:“冲出跑道 RO”“偏出跑道 RV”设为目标节点,对其开展敏感性分析试验,结果见图 7。

GeNIe 软件可实现敏感性分析结果的可视化展示,其结果由节点图标的颜色直观显示。节点图标颜色越深则表明该节点对目标节点影响程度越高;反之则影响度越低。由分析结果可知,在冲出跑道事故中,节点“跑道长度安全余量 B_1 ”“道面摩擦系数 B_3 ”“空中平飘距离 C_4 ”为敏感性最高的节点,其次为“顺风分量 A_4 ”“跑道入口高度 C_2 ”“刹车作用时间 C_{11} ”以及“反推作用时间 C_{12} ”等。在偏出跑道事故中,节点“跑道纵坡 B_4 ”“跑道宽度安全余量 B_7 ”“滑跑方向偏离 C_7 ”敏感性最高,节点“接地垂直载荷 C_6 ”“道面摩擦系数 B_3 ”“侧风分量 A_5 ”等节点的敏感性相对较高。

3.3.4 分析方法对比

将本文模型与文献[15]所构建的 BN 模型进行比较,以风险因素“飞机着陆速度过大”为例,对本文模型与过往研究中该风险因素节点的父节点及其概率进行比较,见表 5。

本文 BN 模型中导致飞机接地速度过快的风险包括飞机进场速度/高度、顺风 and 襟翼设置,其致因包含前一阶段的飞机运行参数、机组对飞机的操纵情况以及环境因素,反映了不同层面的风险因素耦合作用。前人研究的 BN 模型为故障树所转换的树状结构,存在对风险“飞机速度过快”仅囊括飞机故障以及检查不足等偶发原因,也对环境等客观因素影响考虑不足。分析其节点后发现,在该 BN 模型

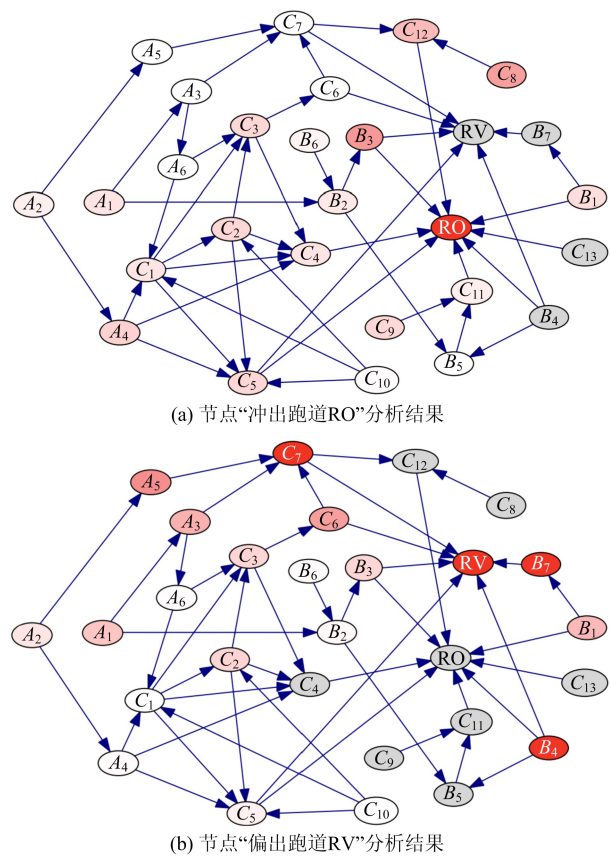


图 7 BN 模型敏感性分析结果

Fig. 7 Sensitivity analysis results of the BN model

表 5 与过往研究对比情况

Table 5 Comparison with previous studies

BN 模型:节点名称	对应节点(概率)	BN 模型:节点名称	对应节点(概率)
过往研究:飞机速度过快	飞行前未进行有效故障检查 (4.5×10^{-7})	本文模型:接地速度 C_5	顺风分量 A_4 (58.81%)
	飞机相关系统突然失灵 (0.062)		跑道入口速度 C_1 (87.32%)
	跑道入口高度 C_2 (43.15%)		
	襟翼设置 C_{10} (20.18%)		

中存在如“机场周围气象条件复杂”“大侧风或大顺风”以及“风切变”等反映恶劣天气的指标,但受该模型的树状结构影响而无法将其与飞机速度等状态节点相连接,未能体现相应风险演化路径。由此可见,本文 BN 模型在结构上更加合理、客观,在此基础上计算所得概率的客观性和准确性相对更高。

3.4 风险分析及防控建议

根据 BN 模型分析结果,在雷雨天气下飞机由跑道末端冲出跑道是更为显著、易发的冲偏出跑道事故类型,其发生概率为 74.27%,偏出跑道概率为 12.6%。本文将基于 BN 模型对风险因素量化分析,形成飞机运行-机组操纵、机场跑道以及机场环境 3 方面的风险防控建议。

3.4.1 飞机运行-机组操纵方面风险

飞机的运行状态直接受机组操纵情况影响,是冲偏出跑道事故直接、主要的承灾体,对事故的演化发展至关重要。

根据 BN 模型计算结果,在飞机冲出跑道事故中:“空中平飘距离 C_4 ”“接地速度 C_5 ”“反推力设置 C_8 ”“反推作用时间 C_{12} ”以及“跑道入口高度 C_2 ”是发生概率较高、事故逆向推理后验概率较高、对事故敏感性较高的节点。这表明飞机进场高度过高、过长的平飘、着陆速度过大以及反推装置使用不足是导致飞机在雷雨天气下冲出跑道的主要原因。这表明在机组操纵上:于雷雨中着陆时务必要保证最终进近的稳定,确保飞机以 15 m 左右的高度按照预定速度进入跑道,若出现较大偏差则应坚决复飞;进入跑道后注意飞机接地点的位置并控制着陆速度,若在跑道上空平飘距离过长则会浪费剩余可用的跑道,使可用于减速滑跑的距离变短进而冲出跑道。在机组对减速装置的使用上,最大挡位的反推及刹车会造成乘客感受不佳且飞机磨损加剧,因此机组可能不会采取最大挡位进行制动,但由于在雷雨情景下着陆时安全冗余缩小,需严格按照湿跑道着陆操作规范,采取符合标准的制动挡位。

在飞机偏出跑道事故中,“接地速度 C_5 ”“接地垂直载荷 C_6 ”“滑跑方向偏离 C_7 ”“跑道宽度安全余量 B_7 ”是对偏出跑道事故逆向推理后验概率较高、对事故敏感性较高的节点。这表明飞机出现着陆速度过大、重着陆、滑跑方向不稳定以及跑道宽度的安全余量不足是导致偏出跑道的主要风险。对机组来说,在雷雨天气下着陆时需要控制着陆的速度和垂直载荷,若出现超速或重着陆则可能导致飞机失控偏出跑道。此外,飞机可能受侧风等因素影响而出

现滑跑方向不稳,需尽量控制飞机沿跑道中线运行,若跑道宽度偏窄则可能因修正不及时而偏出跑道。

3.4.2 机场跑道方面风险

根据 BN 模型分析结果可知,降雨等不利天气针对现有有机场跑道的影响主要体现在:现有有机场跑道参数对飞机安全起降的保障能力可能随环境条件的影响而严重劣化,例如由于强降雨而出现道面水膜厚度大、道面摩擦系数低以及道面被水膜大面积覆盖等影响跑道使用性能的情况。若跑道这些使用性能下滑,则原有跑道长度在雷雨天气下可能无法保障飞机安全着陆运行所需的场地长度要求,从而导致在机场可用着陆距离大于飞机审定着陆距离的情况下仍然发生冲出跑道事故。此外,天然存在纵向下坡的跑道会使得飞机减速难度增加,而未刻槽的道面会加速道面水膜形成。

综上,由于飞机在雷雨情景下着陆时其运行情况可能受环境和机组操纵原因影响而出现较大偏差,若其风险与使用性能劣化的跑道相耦合,则安全冗余将进一步减小,使飞机冲偏出跑道的风险显著增加。因此,机场管理方在雷雨等恶劣天气影响下需特别关注跑道表面状况,加强跑道表面状况的检测、报告及处理,进而有效减少飞机冲出跑道的风险。

3.4.3 机场环境方面风险

飞机通常逆风着陆以获得较高的升力和更小的地速,风向的突变可能会使飞机在顺风或侧风中着陆,这将导致飞机所受升力减弱、高度骤降并以更快的地速接地,使得冲出跑道风险显著增加。此外,低云层和低能见度会使飞行员难以看清跑道,增大事故风险。当飞机在雷雨情景下运行时,需要加强气象部门、管制以及飞行员 3 方之间的沟通及信息交换,使飞行员及时掌握当前气象情况,进而使飞机在雷雨天气下正常运行。

4 结论

(1)通过调研 136 起飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道事故案例,建立 LDA 主题模型挖掘风险因素关键词,并从飞机-机组、机场、环境 3 方面提取出 26 个风险因素。建立事故数据矩阵后,使用因果效应公式确定节点优先级,结合 K2 算法和 EM 算法学习 BN 结构和参数,建立冲偏出跑道风险分析的 BN 模型。

(2)基于 BN 模型的事故风险量化分析表明,飞机雷雨情景下着陆发生冲出跑道相比偏出跑道概率

更大。飞机空中平飘距离过长、进入跑道高度过高、刹车/反推使用不当、作用时间不足以及道面状况劣化是导致冲出跑道的主要原因;飞机滑跑方向偏离、着陆速度和垂直载荷过大、侧风大以及跑道过窄且下坡是导致飞机偏出跑道的主要原因。通过 BN 模型对冲偏出跑道风险的量化分析,提出了飞机雷雨情景下着陆冲偏出跑道的风险防控建议。

(3)当前的 BN 模型由于初始数据仅由 0、1 组成,即 BN 节点只包括风险发生/不发生两种节点状态。基于更详尽的事故数据,根据风险因素的实际情况和严重程度设置多种节点状态,以进一步提高 BN 模型的风险分析量化程度和精度是未来的研究重点。

参考文献 (References):

- [1] International Air Transport Association. IATA safety report 2018[R]. Montreal: IATA, 2019.
- [2] KETABDARI M, TORALDO E, CRISPINO M. Numerical risk analyses of the impact of meteorological conditions on probability of airport runway excursion accidents [C]//Computational Science and Its Applications - ICCSA 2020: 20th International Conference, July 1 - 4, 2020, Cagliari, Italy. Cham: Springer International Publishing, 2020: 177190.
- [3] PEARL J. Fusion, propagation, and structuring in belief networks [J]. Artificial Intelligence, 1986, 29 (3): 241 - 288.
- [4] 李航, 聂芳艺. 基于贝叶斯网络的物流无人机碰撞风险评估[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(15): 6700 - 6706.
LI H, NIE F Y. Collision risk assessment of logistics UAV based on Bayesian Network[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(15): 6700 - 6706.
- [5] 樊雪宁. 基于贝叶斯网络的水上交通关键风险因素识别研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2021.
FAN X N. Research on identification of key risk factors of water transportation based on Bayesian Network [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2021.
- [6] 吴海涛, 刘月, 杜彗敏. 小样本条件下地铁运营事故致因推理模型[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(3): 134 - 140.
WU H T, LIU Y, DU H M. Research on model of subway operation accident's cause under small sample condition [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(3): 134 - 140.
- [7] 寇兴怡, 帅斌, 黄文成. 基于贝叶斯网络的高速动车组运营故障分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16(4): 63 - 69.
KOU X Y, SHUAI B, HUANG W C. Analysis on operation fault of high-speed EMU based on Bayesian Network[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2020, 16(4): 63 - 69.
- [8] 贾晓惠, 王化姗, 崔用梅. 基于贝叶斯网络的公交车事故外因分析[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(21): 9116 - 9122.
- JIA X H, WANG H S, CUI Y M. Bayesian Network-based bus accidents external causation analysis [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21 (21): 9116 - 9122.
- [9] 霍志勤, 茹毅, 韩松臣. 民航运输航空器着陆阶段偏出跑道事件分析模型[J]. 西南交通大学学报, 2012, 47(5): 895 - 900.
HUO Z Q, RU Y, HAN S C. Analysis model of transport aircraft veering off runway during landing phase [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2012, 47(5): 895 - 900.
- [10] 王洁宁, 张聪俊. 飞机冲偏出跑道人为差错量化分析模型[J]. 安全与环境学报, 2019, 19(1): 106 - 113.
WANG J N, ZHANG C J. A quantification model for controlling human errors resulting from the run-way excursion of the aircraft [J]. Journal of Safety and Environment, 2019, 19(1): 106 - 113.
- [11] ODISHO E V, TRUONG D, JOSLIN R E. Applying machine learning to enhance runway safety through runway excursion risk mitigation [J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2022, 19 (2): 98 - 112.
- [12] 靳慧斌, 朱孟昌, 马明霞. 基于 ACE - BN 的通勤飞行事故/事件诱因分析[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 96 - 102.
JIN H B, ZHU M C, MA M X. Cause analysis of commuter flight accidents/incidents based on ACE - BN [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33 (2): 96 - 102.
- [13] 汪磊, 孙景陆, 王文超, 等. 基于 QAR 数据的着陆超限风险贝叶斯网络分析模型[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(1): 26 - 34.
WANG L, SUN J L, WANG W C, et al. Bayesian network analysis model on landing exceedance risk based on flight QAR data [J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23(1): 26 - 34.
- [14] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I, et al. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 993 - 1022.
- [15] 赵宁宁, 赵宇婷. 基于事故树和贝叶斯网络的飞机偏出跑道风险分析[J]. 安全与环境学报, 2014, 14 (3): 141 - 145.
ZHAO N N, ZHAO Y T. Risk analysis of the runway excursion and overrun event based on the fault tree and Bayesian networks [J]. Journal of Safety and Environment, 2014, 14(3): 141 - 145.
- [16] COOPER B G F, HERSOVITS E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. Machine Learning, 1992, 9(4): 309 - 347.
- [17] PEARL J, GLYMOUR JEWELL N P. Causal inference in statistics: a primer[M]. Hoboken: Wiley, 2016.
- [18] 安宁, 滕越, 杨矫云, 等. 基于因果效应的贝叶斯网络结构学习方法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35 (12): 3609 - 3613.
AN N, TENG Y, YANG J Y, et al. Bayesian Network structure learning method based on causal effect [J].

- Application Research of Computers, 2018, 35 (12): 3609 - 3613.
- [19] 申建红, 刘树鹏. 基于 NBN - EM 的地铁施工事故致因分析模型研究 [J/OL]. 铁道标准设计: 1 - 11 [2024 - 02 - 23]. <https://doi.org/10.13238/j.issn.1004-2954.202211220007>.
SHEN J H, LIU S P. Research on cause analysis model for metro construction accidents based on NBN - EM [J/OL]. Railway Standard Design: 1 - 11 [2024 - 02 - 23]. <https://doi.org/10.13238/j.issn.1004-2954.202211220007>.
- [20] ZHANG Y, SUN Y J, CHEN Y Q. Aircraft runway excursion prediction model based on exponential weight [C]//2016 11th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety (ICRMS), October 26 - 28, 2016, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2016: 1 - 5.
- [21] OKAFOR E G, JEMITOLA P O, SOLADOYE M A. Assessment of runway excursion causal factors and mitigation strategies [J]. Nigerian Journal of Technology, 2018, 37(3): 619 - 625.
- [22] JU Z Q. Fuzzy - ANP based research on the risk assessment of runway excursion [C]//The Tenth International Symposium on Operations Research and Its Applications (ISORA), August 28 - 31, 2011, Dunhuang, China. Beijing: Institute of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, 2011: 28 - 31.
- [23] 刘军凯, 崔振新. 基于组合赋权法的着陆冲出跑道事故影响因素评估 [J]. 飞行力学, 2016, 34(5): 77 - 81.
LIU J K, CUI Z X. Evaluation of the influencing factors for landing overrun runway accidents based on combination weighting approach [J]. Flight Dynamics, 2016, 34(5): 77 - 81.
- [24] CHANG Y H, YANG H H, HSIAO Y J. Human risk factors associated with pilots in runway excursions [J]. Accident Analysis & Prevention, 2016, 94: 227 - 237.
- [25] 陆正, 崔振新, 汪磊. 基于 Bow-tie 模型的民机着陆冲出跑道风险分析 [J]. 工业安全与环保, 2015, 41(12): 4 - 8.
LU Z, CUI Z X, WANG L. Civil aircraft landing overrun risk analysis based on Bow-tie model [J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2015, 41(12): 4 - 8.
- [26] 张晓全, 李秋实. 基于 WBA 方法的冲出跑道事故风险管理研究 [J]. 中国安全科学学报, 2012, 22(11): 67 - 73.
ZHANG X Q, LI Q S. Study on risk management for overrun based on WBA [J]. China Safety Science Journal, 2012, 22(11): 67 - 73.
- [27] KJAERULFF U, VAN DER GAAG L C. Making sensitivity analysis computationally efficient [C]//Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, June 30 - July 3, 2000, Stamford, USA. New York: IEEE, 2000: 317 - 325.

Bayesian Network risk analysis of aircraft runway excursion during thunderstorm scenarios

ZHANG Yuhui, HU Sirui, CHANG Xin

(College of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: A model integrating text mining with Bayesian networks was developed to quantify the risk of aircraft runway excursions during thunderstorm scenarios. Initially, 136 official accident investigation reports were collected, and key paragraphs were extracted to build a corpus. An LDA topic model was then employed to mine the text and extract key words. Based on these findings, critical risks associated with airport environment, runway conditions, approach and landing procedures, and braking deceleration were identified. Aircraft operations, crew control, airport runways, and airport environment were identified as primary risk aspects, forming a risk analysis index system with 26 secondary indicators. Subsequently, these indicators were compared with historical accident statistics, and node priorities were determined using causal effect formulas. The K2 and EM algorithms were employed to learn the structure and parameters of the Bayesian network. Finally, the Bayesian network model was employed to analyze aircraft runway excursion accident data. It calculated occurrence probabilities of risk factors, inferred direct accident causes through reverse reasoning, and analyzed sensitivity between accidents and risk factors. Research findings indicate that aircraft are more prone to overrun the runway end during thunderstorm scenarios, with a probability of 74.27%, while the probability of runway excursions is 12.6%. Among the risk factors contributing to aircraft runway excursions, excessive float distance, excessive touchdown speed, improper use of reverse thrust, and excessive approach altitude have the highest occurrence probabilities and sensitivity to accident consequences. Regarding runway excursions, excessive touchdown speed, hard landings, and deviation from the runway centerline exhibit the highest occurrence probabilities and sensitivity. Regarding airport runway risks, factors such as friction coefficient and runway surface water area contribute to the degradation of runway usage parameters. These factors, along with risks associated with aircraft operation and crew control, are significant contributors to runway excursions. In the environmental aspect, tailwind, crosswind, and heavy rainfall are identified as major risk factors affecting both aircraft operation and runway performance. Based on the probability calculations from the Bayesian Network model, recommendations for risk prevention and control have been proposed for both crews and airports.

Key words: safety engineering; runway excursion; text mining; Bayesian Network (BN); risk analysis