

中文引用格式: 齐心歌, 刘畅. 融合复杂网络与因果推断的 REA 风险演化研究[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(9): 167-175.

英文引用格式: QI Xin'ge, LIU Chang. Research on REA risk evolution by fusing complex network and causal inference[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(9): 167-175.

融合复杂网络与因果推断的 REA 风险演化研究*

齐心歌 讲师, 刘畅

(中国民航大学 安全科学与工程学院, 天津 300300)

中图分类号: X949

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.09.1402

基金项目: 天津市自然科学基金多元投入项目(23JCQNJC00070)。

【摘要】 为优化冲偏出跑道事故(REA)的风险防控策略,提升航空安全管理水平,系统揭示其风险演化机制,基于2008—2020年全球88起典型 REA 事故报告及大理凤仪机场1345架次B737-700快速访问记录器(QAR)数据,构建融合关联规则挖掘(ARM)、加权复杂网络分析与基于独立成分分析的线性非高斯有向无环模型(ICA-LiNGAM)因果图的3级分析框架。首先,采用 ARM 技术识别高频致因组合,筛选关键风险因素;其次,构建加权复杂网络模型,量化风险因素的耦合强度和网络特性;最后,通过 ICA-LiNGAM 因果推断方法分析风险因素间的因果关系与风险演化路径。结果表明:复飞决策失误和着陆速度大作为关键枢纽节点,主导风险传播过程;环境因素(如侧风)与操作参数(如进近速度)形成双向因果链,例如侧风导致着陆速度大,效应值达0.201($p<0.001$);“人-机-环境”跨域耦合(如高下降率引发的滑跑方向不稳定,效应值达19.713, $p<0.05$)会触发风险级联效应,需通过跨域协同干预关键节点,以阻断风险传播路径。

【关键词】 复杂网络; 因果推断; 冲偏出跑道事故(REA); 风险演化; 关联规则挖掘(ARM)

Research on REA risk evolution by fusing complex network and causal inference

QI Xin'ge, LIU Chang

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

Abstract: Runway excursion accidents (REAs) were represented as one of the most frequent threats to aviation safety. To enhance aviation safety management and optimize preventive strategies, it was essential to systematically understand the risk evolution mechanisms underlying REAs. This study develops a three-stage analytical framework-ARM, Weighted Complex Network Analysis, and causal inference based on Linear Non-Gaussian Acyclic Model with Independent Component Analysis (ICA-LiNGAM)-drawing upon 88 representative global REA accident reports (2008-2020) and Quick Access Recorder (QAR) data from 1345 Boeing 737-700 flights at Dali Fengyi Airport. Firstly, ARM was utilized to identify frequent factor combinations and critical risk elements. Subsequently, a weighted complex network was established to quantify the coupling strength and network properties of these risk factors. Finally, the causal relationships among risk factors and the pathways of risk evolution were analyzed based on the ICA-

LiNGAM causal inference method. The results indicate that go-around decision errors and excessive landing speed function as critical hub nodes dominating risk propagation. Environmental factors (e. g. , crosswinds) and operational parameters (e. g. , approach speed) exhibit bidirectional causal interactions, as evidenced by crosswinds significantly increasing landing speed (Effect value=0. 201, $p<0. 001$). This "human-machine-environment" cross-domain evolutiong triggers risk cascades—illustrated by high descent rates inducing runway directional instability (Effect value = 19. 713, $p<0. 05$)-necessitating cross-domain collaborative interventions targeting critical nodes to disrupt propagation pathways.

Keywords: causal inference; complex network; runway excursion accident (REA); risk evolution; association rule mining (ARM)

0 引言

冲偏出跑道事故(Runway Excursion Accident, REA)指航空器在起飞、着陆或滑行阶段偏离跑道侧向边界或冲出跑道末端^[1],是国际民航组织认定的航空安全3大核心风险之一^[2],兼具高发性与潜在严重后果。根据国际航空运输协会2023年安全年报^[3],2012—2022年,全球累计125起REA,造成88人死亡,在同期航空事故伤亡中占比显著。因此,系统分析REA的致因结构与演化机制,既是提升航空安全的关键科学问题,也是行业实践的迫切需求。

然而,REA涉及多风险因素的耦合和动态演化过程,单一因素的孤立分析难以揭示事故致因的复杂性与系统性机理,为此,近年来,国内外学者已从多角度展开研究。齐心歌等^[4]通过统计建模,识别出着陆速度超限与复飞决策失误的主导作用;王菲茵^[5]、王洁宁^[6]等分别基于典型机型故障模式,验证了多因素耦合的风险放大效应;赵宁宁等^[7]结合事故树与贝叶斯网络,量化分析了跑道偏离的条件概率。此外,数据驱动型风险分析方法逐渐兴起,如关联规则挖掘(Association Rule Mining, ARM)通过频繁项集共现模式识别事故致因机制,自AGRAWAL^[8]提出Apriori算法后,该算法已广泛应用于安全科学领域。ÇAKIR^[9]、李红霞^[10]等分别利用该方法识别拖船事故与煤矿工人不安全行为中的多因素关联。复杂网络分析凭借其小世界、无标度及自组织特性,擅长刻画风险因素之间的拓扑结构与耦合效应^[11-13]。陈长坤等^[14]证实了复杂网络在城市交通事故级联失效与风险分析中的适用性。然而,现有研究仍存在以下不足:①忽视REA风险因素之间的动态关联及事故的传播路径;②缺乏对REA系统复杂性失效机理的深入解析;③现有的因果推断方法缺少有效的数据验证,难以准确揭示REA风险的方向性与因果作用机制。

鉴于此,笔者拟提出一种整合ARM、复杂网络分析与基于独立成分分析的线性非高斯无环模型(Independent Component Analysis-based Linear Non-Gaussian Acyclic Model, ICA-LiNGAM)^[15]因果推断的多层次风险评估框架,基于2008—2020年全球88起REA事故数据和大理凤仪机场1345次B737-700航班的快速存访记录器(Quick Access Recorder, QAR)数据,运用ARM识别高频致因组合及其支持度,构建加权复杂网络模型,量化风险因素的耦合强度与网络特性,再通过ICA-LiNGAM推断致因间的因果效应,识别风险演化的关键驱动路径,旨在更准确地刻画REA的多源风险特征,为航空安全管理提供量化决策依据,助力制定精准防控措施,同时,为REA系统因果风险演化分析提供新的理论与方法参考。

1 ARM

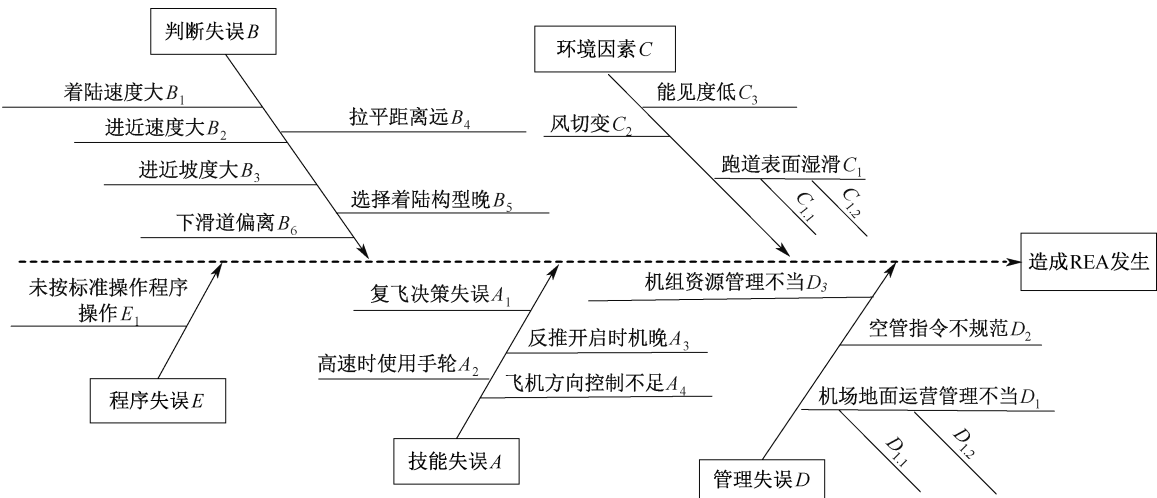
1.1 事故统计与构建属性表

基于88起REA事故致因初步分析发现,技能失误和判断失误是导致跑道冲偏事故的主要原因,管理因素、环境因素及程序失误在多因素耦合事故中占一定比例,而REA事故是由多源致因共同作用的结果。基于此,构建REA风险因素集(图1)作为ARM的风险集。

1.2 关联规则分析

对88起REA事故的数据编码,将原始无序分类变量转化为布尔数据,在分析前需根据属性表构建编码规则,采用0和1编码表征不安全因素的发生状态,从而将事故数据转化为事务格式。每个事故视为一个事务,记录所有属性及其取值。

经数据化处理后,采用Apriori算法进行ARM,识别所有的频繁项集,通过迭代缩小候选集以提高效率。为确保挖掘结果的有效性和相关性,设定最



注: $C_{1.1}$ 为自然降水导致跑道湿滑; $C_{1.2}$ 为跑道异物污染; $D_{1.1}$ 为跑道维护不足; $D_{1.2}$ 为跑道摩擦因数检测疏漏。

图 1 REA 风险因素集
Fig. 1 Runway excursion risk factors set

小置信度为 65%、最小支持度为 20%, 剔除未达到阈值的规则。

ARM 共生成 234 条关联规则。由于代码运算存在冗余, 如 $\{A_1, D_{1.1}, B_2\} \rightarrow \{A_3\}$ 的置信度为 0.66, $\{A_1, D_{1.1}\} \rightarrow \{A_3\}$ 的置信度也为 0.66, 则 $\{A_1, D_{1.1}\} \rightarrow \{A_3\}$ 为冗余项, 经筛选过滤后得 115 条有效规则, 最终的关联规则集合见表 1。

表 1 关联规则集合

Table 1 Associative rule collections				
前项	后项	支持度	置信度	提升度
B_2	A_1	18.75	1	2.32
B_2	$D_{1.1}$	18.75	1	1.48
E_1, A_1	$D_{1.1}$	18.75	1	1.48
B_4, A_1	B_1	18.75	1	5.45
$D_{1.2}, B_2$	A_1	18.75	1	2.02
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
B_4	$D_{1.1}$	45.05	0.85	2.12
$D_{1.1}, C_3$	A_1	45.70	0.83	1.53
$C_{1.1}, C_3, A_1$	$D_{1.2}$	40.87	0.83	2.06
D_3, C_3	$C_{1.1}$	36.70	0.80	4.15
B_1, D_2, A_1	$D_{1.1}, B_2$	27.52	0.75	1.96

2 构建 REA 复杂网络模型

2.1 关联规则与复杂网络建模

关联规则映射到 REA 网络模型的构建流程如图 2 所示。首先, 将表 1 关联规则集合中的风险因素 (含前项与后项) 映射为网络节点; 其次, 基于每条关联规则连接相应节点, 构建网络边; 最后, 选择

关联规则的提升度 (提升值 > 1) 作为边的权值。例如: $\{A \rightarrow B\}$ 及其提升度大于 1, 表明 A 和 B 存在有效关联, 可将 A 和 B 视作 2 个节点, 且存在 1 条网络边 (A, B) 。重复上述操作, 构建初步的复杂网络模型。模型参数含义见表 2, 其中, a_{ij} 表示节点 i 与节点 j 的连接, i, j, u 为节点索引, n 为网络中的总节点数, e 为网络中的边数。

2.2 REA 复杂网络模型

使用 Gephi-0.10.1 软件构建和可视化 REA 复杂网络模型, 结果如图 3 所示。节点大小与加权度值呈正相关, 加权度值越大, 节点尺寸越大且颜色越深; 边的粗细和颜色深浅反映权重大小。由图 3 可知: 复飞决策失误 ($A_1, 22$) 为度值最大的节点, 代表其连出度与链入度最多。同时, 着陆速度大 ($B_1, 219.97$) 为加权度值最大的节点, 表明该节点与其余节点连接权重最大。采用基于模块度最大化分层社区探测的 Louvain 算法, 在解析度为 1 的标准条件下, 随机加权社区探测并识别网络中的社区。结果表明, 该网络具有明显的社区结构特征, 各社区包含的致因数量分布均衡, 且覆盖的节点类别数 ≥ 2 个。节点类别的多样性表明, REA 的致因并非孤立存在, 各类别间的致因关联紧密。

2.3 REA 复杂网络模型的结构分析

REA 复杂网络模型包含 19 个节点, 115 条边, 节点平均连接数为 6.053, 网络密度为 33.6%, 高于复杂网络分析中 30% 的较高密集度阈值, 表明该网络连接紧密。网络的平均聚类系数为 0.581 (> 0.5)

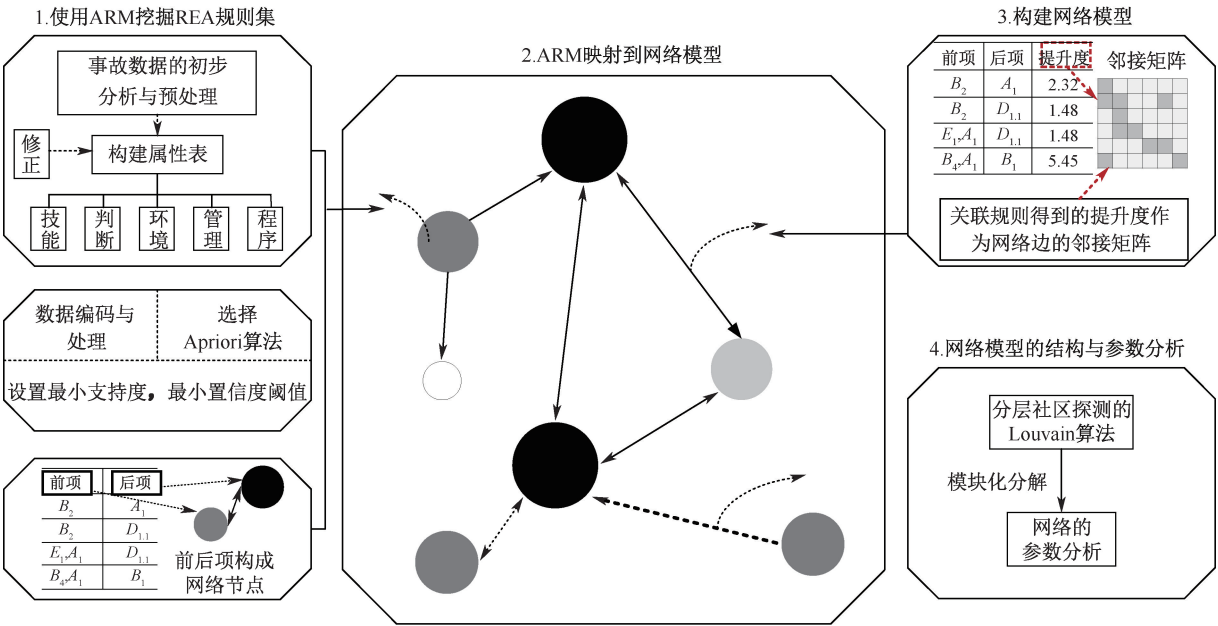


图 2 关联规则映射到 REA 网络模型构建

Fig. 2 Mapping association rules to REA network model

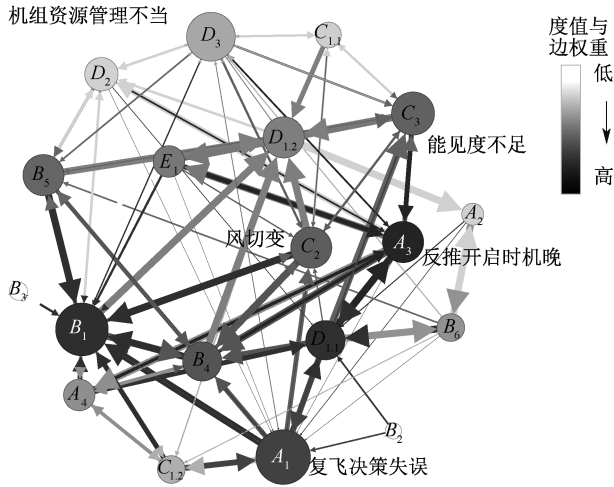


图 3 REA 复杂网络模型

Fig. 3 Complex network models of runway excursion

标准阈值),表明节点间存在显著的聚集体结构倾向^[16]。平均路径长度为 $1.775 < 2$,网络直径为 3,表明任意 2 个节点间的距离均较短,最多通过 3 步可连接所有节点,符合小世界网络的典型特征。此外,加权度的均值较高,表明节点关联不仅是简单的连接,还包含权重差异。

在复杂网络中,幂律分布是无标度特性的重要表征,即少数节点具有高连通性,而多数节点连接稀疏,该结构对网络的鲁棒性和脆弱性具有关键影响^[16]。网络累计度分布如图 4 所示,由图 4 可知:少数节点连接数非常高,多数节点连接数较少,符合无标度特性。同时,较大聚类系数和较小平均距离的组合,进一步验证了模型的小世界特性^[17]。

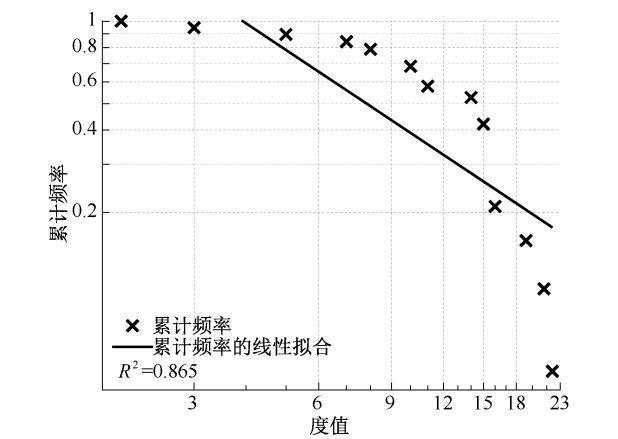
表 2 模型参数含义

Table 2 Meaning of model parameters

参数	公式	含义
支持度	$\text{Support}(X \Rightarrow Y) = \frac{ \{T: X \cup Y \subseteq T, T \subseteq F\} }{ F }$	同时包含集合 X 和集合 Y 的事务项占比; T 为项集; F 为全部事务集合; $ F $ 为总事务数
置信度	$\text{Confidence}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{Support}(X \Rightarrow Y)}{\text{Support}(X)}$	包含 X 项和 Y 项的事务占所有包含 X 项的交易的比例,用于表示关联规则 $X \Rightarrow Y$ 的强度
提升度	$\text{Lift}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{Supp}(X \cup Y)}{\text{Supp}(X) \times \text{Supp}(Y)}$	衡量关联规则 $X \Rightarrow Y$ 的有效性和重要性,其数值反映前项与后项间的关联强度
度值 k_i	$k_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$	由出度和入度组成,二者之和为网络的总度值

续表 2

参数	公式	含义
介数中心性 H_i	$H_i = \sum_{j \neq u} \frac{n_{ju}^i}{n_{ju}}$	某节点上通过的最短路径条数占网络中所有最短路径条数的比例
聚类系数 Q_i	$Q_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)}$	某节点与其邻近节点间的聚集程度



注: R^2 为线性拟合程度,越趋近于 1 表示拟合程度越高。

图 4 网络累计度分布

Fig. 4 Network cumulative degree distribution

2.4 REA 复杂网络模型的参数分析

REA 网络参数如图 5 所示。由图 5 可知:节点 $D_{1.1}$ 的聚类系数最高(0.846),表明其与相邻节点联系极为紧密,形成高度集中的子网络。高聚集性反映管理因素内部的强关联性,需采用整体性改进措施。此外, B_1 、 A_2 和 D_3 节点的聚类系数也较高,均对飞机安全运行构成显著影响。针对此类高聚集区域,应同步推进管理效能提升与飞行操作流程优化,以预防事故发生。

节点 $D_{1.2}$ 的接近中心性值最高(0.831),表明其在网络结构中处于核心位置,与其他节点的平均距离最短,对其他因素的影响较大。

介数中心性分析显示,节点 B_1 (着陆速度大)的介数中心性值最高(32.266),成为网络中关键桥梁节点,其在节点间最短路径的出现频率较高,对信息传播和网络连通性具有重大影响。此类节点的故障或移除将导致网络分割度骤增,进而有效减少连锁事故发生。

移除关键节点后分析网络参数的变化可知:移除节点 $D_{1.1}$ 和 B_1 后,聚类系数和平均度显著下降,同时平均最短路径缩短,表明节点在维持复杂网络密集连接上具有重要作用;而移除节 D_3 和 A_1 时,虽平均聚类系数降幅不明显,但节点间的平均路径长度

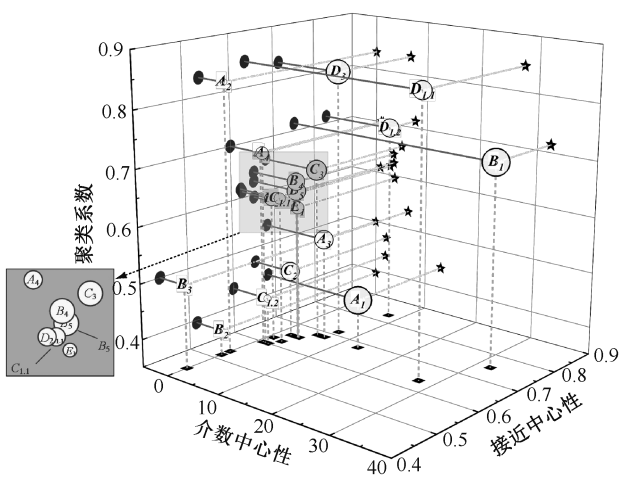


图 5 REA 网络参数

Fig. 5 REA network parameters

增加,对网络整体连通性构成负面影响。因此,优先针对此类关键节点实施优化措施,可有效提升系统运行安全性,减少风险演化的连锁事件发生,从而预防 REA。

3 基于因果推断的 REA 风险演化分析

3.1 QAR 驱动的 REA 因果建模

考虑到复杂网络模型无法定量识别节点间的因果关系与定量风险演化路径,因此,采用因果图解析 REA 事件的复杂因果关系与风险演化路径。作为记录飞行机组操作和航空器性能的客观原始数据, QAR 数据可规避事故调查中的主观偏差。为此,引入云南大理凤仪机场的 1 345 组 B737-700 机型 QAR 数据,分析实际飞行参数与事故风险的因果关系。同时,采用独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA)-LiNGAM 开展因果推断,该方法基于 ICA 识别和分离所有变量间的潜在因果结构,以揭示数据因果关系。基于 ICA-LiNGAM 的 REA 因果模型构建如图 6 所示。

基于《飞行品质监控实施与管理》^[18] 及复杂网络模型,构建 ICA-LiNGAM 因果图模型的节点。以波音系列飞机飞行品质监控 (Flight Operations Quality Assurance, FOQA) 项目要求为例,因果图模

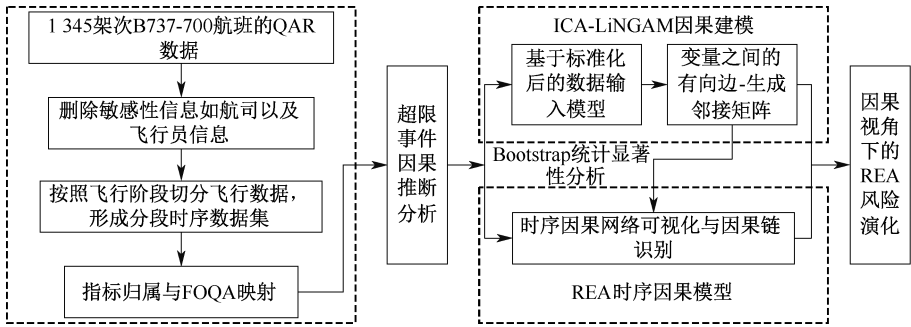


图 6 REA 因果模型构建

Fig. 6 Cause-effect model construction for runway excursion

型节点-FOQA 见表 3。

表 3 因果图模型节点-FOQA

Table 3 Causal graph model node-FOQA				
因果图节点	轻度超限阈值	轻度超限次数	严重超限阈值	严重超限次数
500-50 ft 下降率大	>1 100 ft/min	21	>1 300 ft/min	0
50 ft-TD 距离远	>750 m	175	>900 m	2
着陆俯仰角大	>7.3°	4	>7.4°	1
着陆俯仰角小	<1°	94	<0.5°	50
着陆滚转角大	>4°	60	>6°	4
着陆滑跑方向不稳定	>3° (偏离跑道方向)	10	>5°	4
着陆速度大	>(VREF+15) kn	173	>(VREF+20) kn	35
1 000 航向道偏差	>1°	46	>1.5°	0
进近速度大	>(VREF+25) kn	18	>(VREF+30) kn	5

注:kn 为单位“节”;参考速度(Reference Landing Speed, VREF),kn;航空器着陆接地(Touchdown, TD)。

对于未纳入 FOQA 标准的复杂网络模型分析节点,需先计算数据累积分布函数(Cumulative Distribution Function,CDF)值,继而通过逆正态变换将其转换为标准正态分布的分数(Z 分数)。参考正态分布常用标准,设定 $|Z| > 2$ 为轻度超限阈值, $|Z| > 3$ 为严重超限阈值。具体因果图模型节点-复杂网络模型见表 4。

3.2 基于 ICA-LiNGAM 的因果图模型

给定观测数据矩阵 $P \in \mathbb{R}^{n \times d}$,假设数据生成过程满足:

表 4 因果图模型节点-复杂网络模型

Table 4 Causal graph model node-complex network model

因果图节点	轻度超限阈值	轻度超限次数	严重超限阈值	严重超限次数
着陆垂直载荷过低	<0.75g	45	<0.675g	12
径向风过大	<-8.38 kn >22.49 kn	31	<-10.19 kn >27.87 kn	4
侧风过大	<-8.86 kn >18.73 kn	47	<-10.22 kn >24.17 kn	7
接地开反推晚	>2.75 s	40	>3.36 s	1

注:g 为标准重力加速度,取值为 9.806 65 m/s²。

$$P = LP + \varepsilon \tag{1}$$

式中: L 为严格下三角邻接矩阵,表征因果方向,是经过 ICA-LiNGAM 的独立主成分分析后得到的最大化非高斯性估计; ε 为独立非高斯噪声向量; q 与 d 分别为样本数与变量数; $\mathbb{R}$ 为实数集。

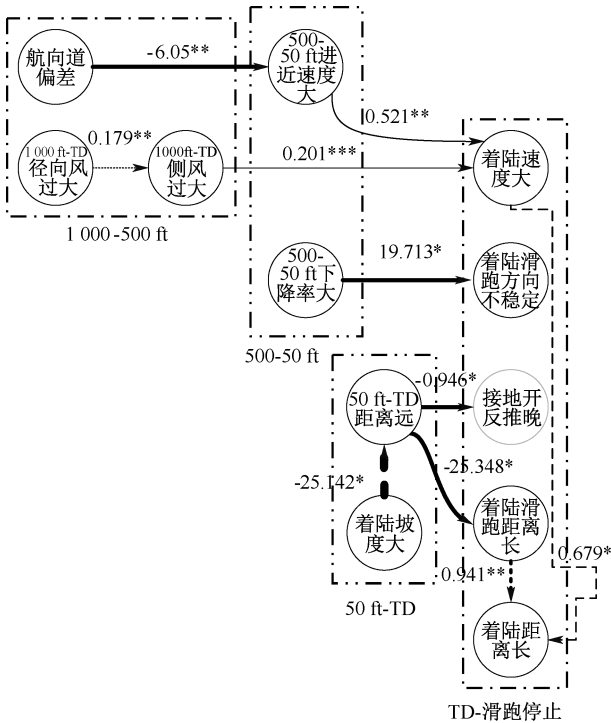
ICA 分解形式为:

$$P = Ms, s = WP \tag{2}$$

式中: M 为混合矩阵; s 为独立分量; W 为解混矩阵。

为评估因果效应统计显著性,采用 Bootstrap $\{P^{(w)}\}_{w=1}^N$ 重采样计算 p 值^[19],其中, $P^{(w)}$ 表示第 w 次重采样样本, N 为用于 Bootstrap 重采样的样本数目。具体完整步骤如下所示:

- 1) 重采样。采用有放回抽样生成 $N=1\,000$ 个 Bootstrap 样本。
- 2) 参数估计。对每个样本拟合 ICA-LiNGAM,获取邻接矩阵集 $\{L^{(w)}\}$ 。
- 3) 统计推断。对每条边 b_{ij} (变量 x_i 对 x_j 的直接因果效应强度),计算分布均值 μ_{ij} 和标准差 σ_{ij} 。
- 4) 统计量 t 与 p 值。在渐近正态分布假设下,计算如下:



注:为便于直观理解,在图中逆向处理了负向因果;
虚线为阶段内影响;实线为阶段外影响。

图 8 REA 时序因果模型

Fig. 8 REA temporal causal model

2) 基于 Louvain 算法与因果推断分析,证实了风险因素跨“人-机-环境”系统的强演化传递合效应,建议采用协同干预策略阻断 REA 风险传播。因果推断表明:径向风显著抬升着陆速度(效应值 0.201, $p < 0.001$),而高下降率显著加剧滑跑方向的不稳定(效应值 19.713, $p < 0.05$),建议在 FOQA 体系中重点监控下降剖面 and 进近速度,以阻断风险扩散路径并降低 REA 发生率。

3) 研究存在机型覆盖不足的局限,可能影响结论的普适性。未来研究可进一步扩大数据采集范围(涵盖多机型),并引入非线性因果推断技术,以提升模型的鲁棒性和普适性。

参 考 文 献

[1] United States Department of Transportation. Runway safety areas(RSAs):FAA-2022[R], 2022.

[2] International Civil Aviation Organization. Safety report: ICAO-2022[R], 2022.

[3] World Air Transport Summit. Annual safety review 2022: IATA-2023[R], 2023.

[4] 齐心歌,毕晟,张楠,等. 冲偏出跑道事件风险影响指标分析[J]. 航空工程进展,2024,15(1):61-68.
QI Xinge, BI Sheng, ZHANG Nan, et al. Risk impact indicator analysis of runway excursion event [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(1): 61-68.

[5] 王菲茵,袁锦彤,汪磊. 典型机型冲偏出跑道事故耦合故障模式及风险建模[J]. 交通信息与安全,2023,41(6): 42-50.
WANG Feiying, YUAN Jintong, WANG Lei. Coupling failure mode and risk modeling of typical aircrafts runway excursion[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2023, 41(6): 42-50.

[6] 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 Jiening, ZHANG Congjun. 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.

[7] 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 Ningning, ZHAO Yuting. 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.

[8] AGRAWAL R, IMIELINSKI T, SWAMI A. Mining association rules between sets of items in large databases[C]. Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data,1993: 207-216.

[9] ÇAKIR E, FIŞKIN R, SEVGİLİ C. Investigation of tugboat accidents severity: an application of association rule mining algorithms[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 209: DOI:10.1016/j.res.2021.107470.

[10] 李红霞,徐浩冉,田水承. 基于随机森林的矿工不安全行为预测预警模型[J]. 中国安全科学学报,2022,32(12): 10-18.

LI Hongxia, XU Haoran, TIAN Shuicheng. A prediction and early warning model of miners' unsafe behaviors based on random forest[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(12): 10-18.

[11] 乔卫亮,邓婉怡,马晓雪,等. 复杂网络下船舶碰撞风险传播演化分析[J]. 中国安全科学学报,2024,34(5): 101-110.

QIAO Weiliang, DENG Wanyi, MA Xiaoxue, et al. Evolutionary analysis of ship collision risk propagation under a complex network[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(5): 101-110.

[12] 陈志伟,张罗庚,方晓彤,等. 装备体系可靠性概念、建模与预计方法研究[J]. 系统工程与电子技术,2024,46(6): 1975-1985.

CHEN Zhiwei, ZHANG Luogeng, FANG Xiaotong, et al. Reliability concepts, modeling, and prediction methods for weapon system of systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(6): 1975-1985.

[13] CATS O, KOPPENOL G-J, WARNIER M. Robustness assessment of link capacity reduction for complex networks: application for public transport systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017: DOI: 10.1016/j.res.2017.07.009.

[14] 陈长坤,王思琪,孙凤琳,等. 城市关联基础设施多层网络韧性评估模型[J]. 中国安全科学学报,2024,34(5): 204-213.

CHEN Changkun, WANG Siqi, SUN Fenglin, et al. A resilience assessment model for multilayer networks of urban interdependent infrastructure[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(5): 204-213.

[15] HOU Pengfei, LIU Shiqi, HU Duoqi, et al. Predicting photosynthetic bacteria-derived protein synthesis from wastewater using machine learning and causal inference [J]. Bioresource Technology, 2024: DOI: 10.1016/j.biortech.2024.131638.

[16] 陈超洋,周勇,池明,等. 基于复杂网络理论的大电网脆弱性研究综述[J]. 控制与决策,2022,37(4):782-798.

CHEN Chaoyang, ZHOU Yong, CHI Ming, et al. Review of large power grid vulnerability based on complex network theory[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 782-798.

[17] WATTS D, STROGATZ S. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998: DOI: 10.1038/30918.

[18] AC-121/135-FS-2012-45R1, 飞行品质监控实施与管理 [Z].

[19] 方砚兵,封坤,李博,等. 基于 Bootstrap-AIC 的隧道围岩参数不确定性表征与最小样本数研究[J]. 中国公路学报, 2024,37(11):26-37.

FANG Yanbing, FENG Kun, LI Bo, et al. Uncertainty characterization of surrounding rock parameters for tunnels and the study of minimum sample size based on bootstrap-AIC[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024,37(11): 26-37.

作者简介： 齐心歌 （1991—）,女,山东潍坊人,博士,讲师,主要从事风险分析与防控、飞行数据分析、飞行安全与人为因素等方面的研究。E-mail:xinge.qi@outlook.com。

