

中文引用格式:吕靖,任梓昕,范瀚文,等. 基于树增强朴素贝叶斯网络的关键海域事故风险评价模型[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(12): 172-179.

英文引用格式:LYU Jing, REN Zixin, FAN Hanwen, et al. Risk evaluation model of accidents in key marine areas using tree augmented naive Bayesian network[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(12): 172-179.

基于树增强朴素贝叶斯网络的关键海域事故 风险评价模型*

吕靖教授,任梓昕**,范瀚文,常征副教授
(大连海事大学 交通运输工程学院,辽宁 大连 116026)

中图分类号:X913.4

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.12.0529

基金项目:国家自然科学基金资助(71974023);国家社科基金研究专项(19VHQ012)。

【摘要】 为应对关键海域事故频发且危害较大的问题,构建一种基于树增强朴素贝叶斯(TAN)网络的关键海域事故风险评价模型;为克服事故报告中存在部分样本偏差的缺陷,利用箱线图方法消除异常值,以提升数据质量;考虑风险因素复杂性以及相关性特征,利用随机森林算法,识别出关键风险因素,并构建关键海域事故风险评价指标体系;此外,将TAN网络模型与6种机器学习模型对比,进行验证分析。结果表明:TAN网络模型的准确率最优,为93.02%;船速、船舶长度、海盗袭击是诱发关键海域风险事件的主要因素;船龄在11~20年的船舶应作为重点维修与检验对象;在水深较浅的关键海域航行的船舶应加强操作谨慎性。

【关键词】 树增强朴素贝叶斯(TAN)网络; 关键海域; 海上事故; 风险评价; 随机森林

Risk evaluation model of accidents in key marine areas using tree augmented naive Bayesian network

LYU Jing, REN Zixin, FAN Hanwen, CHANG Zheng

(College of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

Abstract: In response to the frequent and high-impact accidents in key marine areas, a risk assessment model for accidents in such areas based on TAN network was established. To address the issue of partial sample bias in accident reporting, the boxplot method was employed to eliminate outliers and improve data quality. Considering the complexity and correlation of risk factors, a random forest algorithm was utilized to identify key risk factors and establish a risk evaluation index system for accidents in key marine areas. In addition, the performance of TAN network model was compared with six machine learning models for validation and analysis. The results demonstrate that TAN network achieves the highest accuracy of 93.02%. The findings indicate that ship speed, ship length, and pirate attacks are the primary factors contributing to risk events in key marine areas. Vessels aged between 11 and 20 years should be prioritized for maintenance and inspection. In addition, ships navigating in shallow key marine areas should operate with increased caution.

* 文章编号:1003-3033(2025)12-0172-08; 收稿日期:2025-07-21; 修稿日期:2025-10-15

** 通信作者:任梓昕(1999—),女,河南焦作人,硕士研究生,主要研究方向为海上通道安全。E-mail: ren_zixin@dlmu.edu.cn。

Keywords: tree augmented naive Bayesian (TAN) network; key marine areas; maritime accidents; risk assessment; random forest

0 引言

海上运输是全球经济贸易的重要支撑。海运的重要特征之一是依赖海峡和运河这类关键海域,这些关键海域为远洋运输提供了捷径,可极大地缩短运输时间,降低运输成本。然而,海峡和运河这类关键海域往往具有航道狭窄且船舶交通密集的特征,致使海上事故频发,进而导致人员伤亡和经济损失。因此,如何科学评价关键海域的风险水平,明确诱发风险事件的关键因素,具有重要的研究价值。

国内外学者对港口风险评价展开了较为充分的研究,包括港口脆弱性^[1]、港口韧性^[2]和港口应急能力^[3]。此外,也有研究分析了关键海域的风险态势,明确了诱发关键海域事故发生的因素,分析了关键海域的风险来源。从定性层面来看,GERGES^[4]发现地缘政治是影响关键海域风险水平的重要因素之一;李邓宇卉等^[5]深入调查了“长赐号”搁浅事故,发现能见度条件和风速条件对关键海域风险状态不容忽视。从定量层面来看,FAN Shiqi 等^[6]考虑自然条件、船舶因素和人为因素对关键海域风险状态的影响,构建了一种贝叶斯网络风险评估模型;范瀚文等^[7]从自然条件、保障能力和恢复能力 3 个角度出发,构建霍尔三维结构模型,实现了 16 个关键海域的韧性科学评估;李宝德等^[8]从应急保障视角出发,构建基于因子分析和 Copula 函数的模型,以评估关键海域的应急保障能力;BÜNYAMIN 等^[9]应用贝叶斯网络分析伊斯坦布尔海峡的海上事故,发现船舶吨位、船舶类型和船龄是影响事故后果的关键因素。综上,现有研究虽然对关键海域风险展开了较为充分的探索,但是,其对于数据异常值、指标代表性的分析和讨论尚存不足,可能导致风险评价结果不准确。

鉴于此,笔者拟引入人-机-环-管系统理论,构建关键海域风险评价指标体系。利用箱型图法处理事故报告中的异常数据,利用随机森林算法,获取较为重要的指标,并构建基于树增强朴素贝叶斯(Tree Augmented Naive Bayesian, TAN)网络的关键海域风险评价模型,分析影响关键海域风险的关键因素,以期为保障关键海域航行安全提供理论支持。

1 关键海域事故风险评价模型构建

1.1 数据预处理

箱线图是一种通过统计数据分布特征,找出并剔除异常值的方法。剔除异常值时需计算 Q_1 分位数($x_{0.25}$)、 Q_2 分位数($x_{0.5}$)、 Q_3 分位数($x_{0.75}$)及数据上、下边缘(D_u 、 D_d)共计 5 个特征值。通过数据上、下边缘确定正常数据范围,数据位置超出该范围则为异常数据。将数据按升序重排,上述 3 个分位数的计算公式为:

$$x_p = \begin{cases} x_{(\lfloor np \rfloor + 1)} & \text{当 } np \text{ 是整数时} \\ \frac{1}{2}[x_{(\lfloor np \rfloor)} + x_{(\lfloor np \rfloor + 1)}] & \text{当 } np \text{ 不是整数时} \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_p 为数据的 p 分位数; n 为区间内数据容量; $\lfloor np \rfloor$ 、 $\lfloor np \rfloor + 1$ 分别为计算出的 p 分位数数据的下限和上限。

上、下边缘(D_u 、 D_d)表达式为:

$$\begin{cases} D_{Qp} = x_{0.75} - x_{0.25} \\ D_u = x_{0.75} + 1.5D_{Qp} \\ D_d = x_{0.25} - 1.5D_{Qp} \end{cases} \quad (2)$$

式中 D_{Qp} 为 Q_1 分位数($x_{0.25}$)与 Q_3 分位数($x_{0.75}$)的间隔。

1.2 风险评价指标重要性识别

1.2.1 初始指标获取

海上事故的发生常与人员、机器(船舶)、环境和管理 4 类影响因素相关。要规避事故发生,就需要控制人员、机器(船舶)、环境 3 类要素,并合理管理这些要素之间关系^[3]。海运安全的核心在于实现人-机-环-管系统的协同作用^[10]。因此,基于人-机-环-管系统理论,以主观行为^[6]、船舶特征^[9]、自然环境^[11]、地缘政治和非传统安全因素^[7]共同构成关键海域事故风险评价指标体系。目标因素即关键海域事故风险由事故严重程度 L 来反映。图 1 为初始评价指标及其说明。

1.2.2 随机森林

随机森林算法最初由 BREIMAN 于 2001 年提出,使用决策树来预测结果并评估各个特征的重要性。该方法在回归和分类任务中较为有效。初始评价指标多为分类变量,数量多并具有相关性。采用随机森林分类算法评估其重要性,最终筛选重要风



图1 关键海域事故风险最初评价指标体系

Fig.1 Initial risk assessment indicator system for key marine areas

险因素作为评价指标^[12]。随机森林的计算流程参照文献[13]。

1.3 TAN 网络模型构建

1.3.1 结构学习

贝叶斯网络是通过一组节点和有向边构建的有向无环图。在各种数据驱动的贝叶斯网络方法中，TAN 网络模型可解决传统贝叶斯网络的复杂性并优化树的结构，同时保持其学习能力，改进朴素贝叶斯网络^[14]。因此，采用 TAN 网络构建关键海域风险评价模型。

首先，模型中的联合概率分布由以下公式确定：

$$P(R_1, R_2, \dots, R_t, S) = P(S) \cdot \prod_{i=1}^t P(R_i | S) \quad (3)$$

式中： S 为事故严重程度； R 为其他风险影响因素，记为 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_t\}$ 。

随后，模型考虑条件互信息，可表示为：

$$I(R_i, R_j | S) = \sum_{r_{ii}, r_{ji}, S_q} P(r_{ii}, r_{ji}, S_q) \ln \frac{P(r_{ii}, r_{ji} | S_q)}{P(r_{ii} | S_q) P(r_{ji} | S_q)} \quad (4)$$

式中： I 为条件互信息； r_{ii} 为 R_i 在评价指标中的第

i 个状态； r_{ji} 为 R_j 在评价指标中的第 i 个状态； S_q 为关键海域事故严重程度的第 q 级别。

1.3.2 参数学习

参数学习有主观判断法和数据驱动法 2 种方法。然而，当模型包含节点数量较多时，主观判断法将面临极大的挑战。因此，选用数据驱动法进行参数学习。现有参数学习方法主要包括计数学习、梯度下降算法和期望最大化算法等。考虑到收集的数据集中存在不完整数据和部分缺失数据，因此，采用期望最大化算法实现模型参数学习^[15]。

1) 期望步骤。期望的对数似然函数表示为：

$$Q(\theta, \theta^{y-1}) = E[\ln p(U, V | \theta) | U, \theta^{y-1}] \quad (5)$$

2) 最大化步骤。选择满足以下规则的参数，使期望值 $Q(\theta, \theta^{y-1})$ 最大化：

$$\theta^y = \operatorname{argmax} Q(\theta, \theta^{y-1}) \quad (6)$$

式中： θ 为待估计的参数； θ^{y-1} 为迭代 $y - 1$ 时参数的当前估计； U 为观测数据； $Z = (U, V)$ 为所有数据。

1.4 TAN 网络模型验证

1.4.1 混淆矩阵

在监督学习中，混淆矩阵作为评估算法性能的

工具。依据混淆矩阵所得的 6 个性能指标,即准确率、精确率、召回率、 F_1 、特异性、假正例率,具体参照文献[16]。

1.4.2 Kappa 系数

Kappa 系数通过比较观测值与预期一致性来评估分类准确性^[16]。Kappa 统计量 k 接近 1,表明模型的预测具有更好的一致性。

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \tag{7}$$

$$p_e = \frac{\sum_{q=1}^C a_q b_q}{w^2} \tag{8}$$

式中: p_o 为总体准确率; a_q 为第 q 个事故严重程度的实际案例数; b_q 为第 q 个事故严重程度的预测样本数; C 为事故严重程度的总体类别; w 为测试数据集中的样本数。

1.5 敏感性分析

敏感性分析评估输入参数的变化如何影响模型输出或决策结果。真实风险影响量化评估指标对关键海域事故严重程度的风险影响,计算步骤如下:

- 1) 逐步增加每个风险影响因素的各种状态直至 100%, 计算事故严重程度与每个因素的联合概率。
- 2) 最大风险影响 M_H 表示最大概率与初始概率之差。
- 3) 最小风险影响 M_L 表示初始概率与最小概率之差。
- 4) 根据这些步骤计算真实风险影响。

$$T = \frac{M_H + M_L}{2} \tag{9}$$

2 关键海域事故风险评价实证分析

2.1 数据来源和处理

实证分析选用的数据主要来自国际海事组织网站 (<https://gis.imo.org/Public/Default.aspx>)、克拉克森网站 (www.clarksons.net)、船队在线网站 (<https://www.hifleet.com/>)、VENTUSKY 网站 (www.ventusky.com)、劳氏协会公布的《Hull War, Piracy, Terrorism and Related Perils Listed Areas》和相关文献[11]。在国际海事组织官网上确定 17 个海峡和运河(望加锡海峡、台湾海峡、苏伊士运河、朝鲜海峡、英吉利海峡、土耳其海峡、霍尔木兹海峡、宗谷海峡、佛罗里达海峡、龙目海峡、马六甲海峡、直

布罗陀海峡、大隅海峡、津轻海峡、巽他海峡、巴拿马运河、曼德海峡)的经纬度范围,筛选 2014—2023 年 431 起事故报告。剔除关键信息不完整的数据后,保留 275 个有效数据点。这些有效数据点组成庞大的数据集,但需要考虑异常数据的存在。为解决这一问题,采用箱线图去除异常值。在异常值处理过程中,删除船龄 S_1 在 58 年以上的数据、船速 S_2 在 23 kn 以上的数据(考虑到静止船舶仍旧有研究价值故不删除该数据)、船舶长度 S_3 在 369 m 以上的数据、船高 S_5 在 34 m 以上的数据、总吨位 S_7 在 71 567 以上的数据。同时,图 2 为应用箱线图技术处理标准化数据所得结果。最终获得 214 个事故数据。

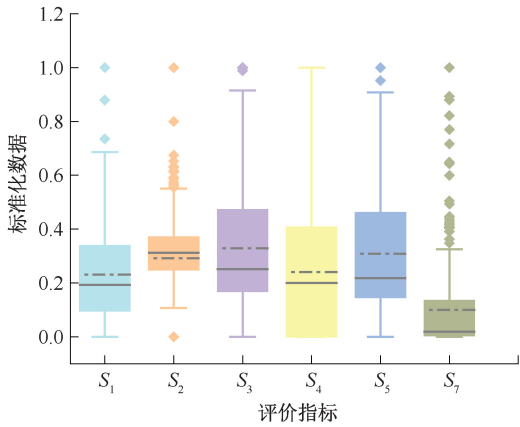


图 2 箱线图结果
Fig. 2 Boxplot result

2.2 风险评价指标识别和模型节点设定

2.2.1 评价指标识别

运用随机森林方法识别重要影响因素,结果如图 3 所示。选择重要性排名前 70% 的指标,剔除重要性排名后 30% 的指标,获取关键海域风险评价指标体系。因此,以重要性得分 2.2% 作为阈值划分依据,剔除 7 个重要性低的指标,即军事冲突 G_5 (2.1%)、能见度 E_5 (2.1%)、船旗 S_6 (2.1%)、应急响应 H_2 (1.8%)、风 E_4 (1.8%)、船员错误行为 H_1 (1.7%) 和恐怖主义 N_2 (0.7%)。

2.2.2 TAN 网络模型节点设定

在获取最终评价指标后,将其转换为贝叶斯网络的节点,如图 4 所示。

2.3 TAN 网络模型构建

在 Netica 软件中,经过结构学习和参数学习后,构建关键海域风险评价模型,如图 5 所示。通过对目标节点,即海上事故严重程度分析可知:非常严重的事故占比最大,为 46.3%,其次是严重事故,为 42.1%,而不太严重事故所占比例最小,仅为 11.6%。

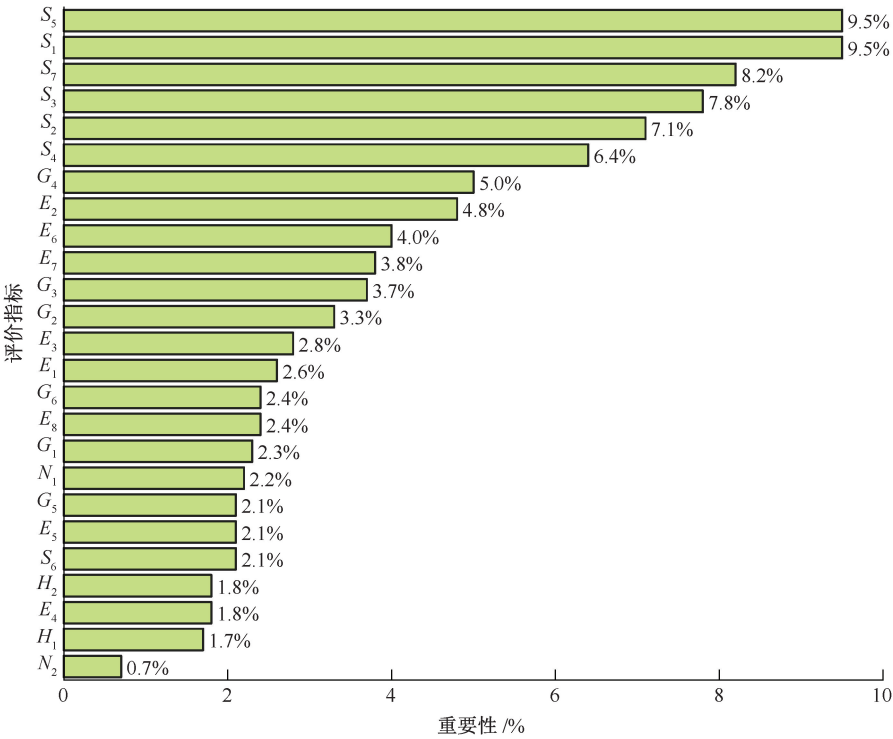


图 3 评价指标重要性

Fig. 3 Significance of evaluation indicators

L	非常严重; 严重; 不太严重
S_1	0~10年; 11~20年; 21~30年; 31~40年; 超过40年
S_2	0~5kn; 6~10kn; 11~15kn; 16~20kn; 超过20kn
S_3	0~100 m; 101~200 m; 201~300 m; 超过300 m
S_4	0~10 m; 11~20 m; 21~30 m; 超过30 m
S_5	0~10 m; 11~20 m; 21~30 m; 超过30 m
S_7	(0,2 000]; (2 000,5 000]; (5 000,30 000]; (30 000,+∞)
E_1	狭窄; 适中; 较宽
E_2	浅; 中; 深
E_3	好; 中; 差
E_6	春; 夏; 秋; 冬
E_7	多; 少
E_8	白天; 晚上
G_1	好; 中; 差
G_2	多; 中; 少
G_3	多; 中; 少
G_4	多; 中; 少
G_6	好; 中; 差
N_1	好; 中; 差

图 4 贝叶斯网络节点及状态设定

Fig. 4 Nodes and states setting of Bayesian network

2.4 TAN 网络模型验证和对比分析

2.4.1 准确性验证

将数据集的 40% 数据作为测试集,再运用混淆矩阵和相关性能指标评估模型的预测能力。将收集的 86 起事故报告作为测试集合,模型混淆矩阵结果见表 1。结果表明;该模型的预测总体准确率达到 93.02%,具有较高的准确性。

表 1 模型混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of model

实际结果	预测结果		
	非常严重	严重	不太严重
非常严重	38	2	0
严重	4	34	0
不太严重	0	0	8

此外,根据表 1 中的结果,计算 6 个性能指标,结果见表 2。其中,模型准确率、精确率、召回率、 F_1 和特异性都在 0.895 以上。假正例率越低,表明模型预测性能越强。表 2 中的假正例率值小于 0.080,进一步证实模型有较强的精度。

2.4.2 一致性验证

考虑到数据集中事故严重程度 L 具有显著的不平衡分布特征。引入 Kappa 系数,以评估模型的一致性。

表 2 模型性能指标

Table 2 Model performance metrics

性能指标	非常严重	严重	不太严重
准确率	0.930	0.930	1.000
精确率	0.950	0.895	1.000
召回率	0.905	0.944	1.000
F_1	0.927	0.919	1.000
特异性	0.955	0.920	1.000
假正例率	0.045	0.080	0.000

根据 2.4.1 节的结果,运用式(7)和式(8)进行相关参数计算可知: $p_o = 0.930, p_e = 0.421, k = 0.879$ 。现有研究表明:当 Kappa 统计量在 0.75 ~ 1.00,模型有较强的一致性^[16]。

2.4.3 模型对比分析

为验证 TAN 网络模型的性能,将其与 6 种先进机器学习算法进行对比,结果见表 3。由表 3 可知:在 6 种机器学习算法中,反向传播神经网络的准确

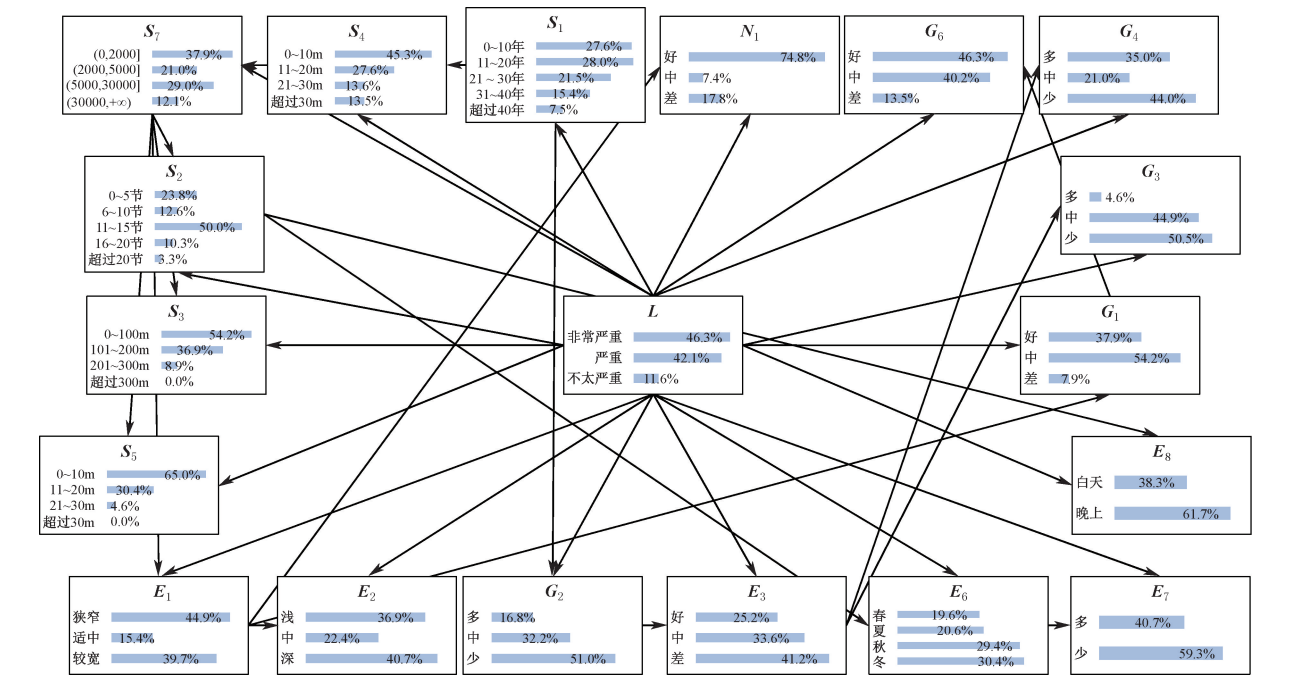


图 5 关键海域事故风险评价模型

Fig. 5 Risk assessment model for accidents in key marine areas

率和 Kappa 系数最低,与原模型的结果分别相差 38.37%和 0.695,表明该模型性能较差。相反,尽管极端随机树的准确率和 Kappa 系数在对比模型中最高,但仍弱于文中模型的实际表现。

表 3 TAN 网络模型与其他机器学习算法的参数对比
Table 3 Parameters comparison of TAN network model and other machine learning algorithms

模型	准确率/ %	变化/ %	Kappa 系数	变化
TAN 网络	93.02	—	0.879	—
极端随机树	83.72	9.30	0.712	0.167
梯度提升树	76.74	16.28	0.580	0.299
K 最近邻	74.42	18.60	0.541	0.338
朴素贝叶斯	61.63	31.40	0.311	0.568
支持向量机	56.98	36.05	0.188	0.691
反向传播神经网络	54.65	38.37	0.184	0.695

2.5 敏感性分析

根据式(3)可得事故严重程度与评价指标的联合概率,并计算出评价指标的真实风险影响排名结果,见表 4。研究表明:影响关键海域事故严重程度的关键指标分别是:船速 S_2 、船长 S_3 、海盗袭击 N_1 、船高 S_5 、最浅水深 E_2 。

表 4 评价指标的真实风险影响排名
Table 4 Ranking of true risk influence of the evaluation indicators

评价指标	真实风险影响			平均值	排名
	非常严重	严重	不太严重		
S_2	15.35	18.90	11.03	15.09	1
S_3	11.40	14.95	11.40	12.58	2
N_1	18.55	15.15	3.48	12.39	3
S_5	14.60	8.35	12.81	11.92	4
E_2	16.05	14.25	1.85	10.72	5

续表 4

评价指标	真实风险影响			平均值	排名
	非常严重	严重	不太严重		
S_1	12.25	12.15	4.16	9.52	6
G_1	10.75	12.95	3.65	9.12	7
E_7	13.35	10.25	3.08	8.89	8
G_4	10.35	11.80	1.99	8.05	9
S_7	8.00	10.30	3.96	7.42	10
E_6	7.70	9.00	4.29	7.00	11
S_4	4.05	8.95	6.73	6.58	12
E_1	6.55	9.75	3.18	6.49	13
E_3	9.05	8.35	0.70	6.03	14
G_3	4.15	7.40	5.37	5.64	15
G_2	8.05	5.45	2.60	5.37	16
G_6	5.90	7.25	1.35	4.83	17
E_8	3.85	4.50	0.55	2.97	18

2.6 情景分析

为确定特定严重级别事故的最可能情景,利用贝叶斯网络的反向诊断分析能力,将目标节点固定在特定状态,即“非常严重”的概率分布手动设置为100%。由 Netica 软件所得结果可知:当关键海域发生非常严重的海上事故时,此时事故发生的时间最有可能在夜晚,即 65.7%。因此,船舶在夜间穿过关键海域时,可协同运用雷达探测、船舶自动识别系统等助航设备,以提升自身的风险应对能力。此外,最可能导致关键海域发生非常严重事故的船龄为 11~20 年(34.3%),建议对该船龄段的船舶实施定

期的重点维修检验。就关键海域的地理特征而言,当关键海域的水深较浅时,该海域发生非常严重海上事故的可能性最高,达 49.5%。因此,当船舶经过水深条件受限的关键海域时,应该谨慎操作,尽量避免海上事故的发生。

3 结 论

1) 基于 TAN 网络建立关键海域事故风险评价模型,有效解决异常值降低 TAN 参数学习性能、冗余指标影响 TAN 结构学习结果等问题,实现关键海域事故后果预测与致因分析,为科学评估关键海域风险水平提供理论依据。

2) 对比 TAN 网络模型与其他机器学习算法,TAN 网络模型的结果最高,即准确率为 93.02%,Kappa 系数为 0.879,验证该模型具有优良性能。

3) 船速是影响关键海域事故风险状态的关键因素,其真实风险影响值为 15.09,其后依次为船长、海盗袭击、船高和最浅水深。

4) 情景分析结果可知:应重点维修检验船龄为 11~20 年的船舶。此外,当船舶经过水深较浅的关键海域时,应谨慎操作。

5) 后续研究可持续收集并扩充数据集,进一步整合事故后果与发生频率的双维度信息,从而更全面地分析关键海域的风险态势。同时,值得注意的是,箱线图剔除异常值方法虽符合数理处理,但与实际航海应用存在差异性,后续研究可选择更具适用性的数据处理方法。

参 考 文 献

[1] CAO Xinhua, LAM L S J. A fast reaction-based port vulnerability assessment: case of Tianjin port explosion[J]. Transportation Research Part A, 2019, 128: 11-33.

[2] GU Bingmei, LIU Jiaguo. Port resilience analysis based on the HHM-FCM approach under COVID-19[J]. Ocean and Coastal Management, 2023, 243: DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2023.106741.

[3] 陈伟炯, 苏子薇, 秦庭荣, 等. 采用云重心评判法的港口船舶溢油综合应急能力评价[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 183-190.

CHEN Weijiong, SU Ziwei, QIN Tingrong, et al. Evaluation of comprehensive emergency response capability for port ship oil spill with cloud gravity center evaluation method[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 183-190.

[4] GERGES A M. The Red Sea and Gulf of Aden action plan: facing the challenges of an ocean gateway[J]. Ocean and Coastal Management, 2002, 45(11): 885-903.

[5] 李邓宇卉, 焦建彬, 汪寿阳, 等. 全球关键航运通道受阻对供应链的影响:“长赐号”在苏伊士运河搁浅案例分析[J]. 管理评论, 2025, 37(2): 237-248.

LI Dengyuhui, JIAO Jianbin, WANG Shouyang, et al. The impact of global key shipping channel disruption on supply chain: case study on the grounding of ever given in Suez Canal[J]. Management Review, 2025, 37(2): 237-248.

[6] FAN Shiqi, YANG Zaili, WANG Jin, et al. Shipping accident analysis in restricted waters: lesson from the Suez Canal blockage in 2021[J]. Ocean Engineering, 2022, 266: DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.113119.

[7] 范瀚文, 常征, 王聪. 海上运输通道关键节点安全韧性影响因素及评价[J]. 上海海事大学学报, 2022, 43(2): 40-46.

FAN Hanwen, CHANG Zheng, WANG Cong. Influencing factors and evaluation of safety resilience of key nodes in maritime transportation channels[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2022, 43(2): 40-46.

[8] 李宝德, 吕靖, 李晶. 基于改进 Copula 的海上运输关键节点应急保障能力评估[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(2): 20-25.

LI Baode, LYU Jing, LI Jing. Evaluation of emergency guarantee capability of key nodes in maritime transport based on improved Copula function[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(2): 20-25.

[9] BÜNYAMIN K, ERKAN Ç. Data-driven Bayes approach on marine accidents occurring in Istanbul strait[J]. Applied Ocean Research, 2022, 123: DOI: 10.1016/j.apor.2022.103180.

[10] 陈伟炯. 船舶航行安全的可持续改善途径[J]. 交通运输工程学报, 2002, 2(3): 115-119.

CHEN Weijiong. Methods for sustainably improving ships navigation safety[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2002, 2(3): 115-119.

[11] 范瀚文, 吕靖. 基于规则推理贝叶斯网络的海上通道关键节点韧性评价[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(11): 4121-4129.

FAN Hanwen, LYU Jing. Resilience assessment of key nodes along sea lanes of communication using rule-based Bayesian networks[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(11): 4121-4129.

[12] 李苗, 李凌波, 左志恒, 等. 基于机器学习的成品油管道运行工况识别[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(6): 127-135.

LI Miao, LI Lingbo, ZUO Zhiheng, et al. Machine learning-based recognition for recognizing operating conditions of multi-product pipelines[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(6): 127-135.

[13] 李雨阳, 刘舫, 胡文君, 等. 基于多源遥感数据的植被精细分类方法对比[J]. 世界地质, 2025, 44(2): 311-321.

LI Yuyang, LIU Fang, HU Wenjun, et al. Comparison on vegetation fine classification methods based on multi-source remote sensing data[J]. World Geology, 2025, 44(2): 311-321.

[14] 阎莹, 王玉莹, 周旋, 等. 基于混合模型的自动驾驶车辆事故严重程度影响因素分析[J]. 交通运输工程学报, 2025, 25(1): 184-196.

YAN Ying, WANG Yuying, ZHOU Xuan, et al. Analysis of autonomous vehicle accident severity factors based on hybrid model[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2025, 25(1): 184-196.

[15] JIANG Meizhi, LU Jing. Maritime accident risk estimation for sea lanes based on a dynamic Bayesian network[J]. Maritime Policy & Management, 2020, 47(5): 649-664.

[16] LI Huanhuan, ZHOU Kaiwen, ZHANG Chao, et al. Dynamic evolution of maritime accidents: comparative analysis through data-driven Bayesian networks[J]. Ocean Engineering, 2024, 303: DOI: 10.1016/j.oceaneng.2024.117736.

作者简介: 吕靖 (1959—),男,黑龙江五常人,硕士,教授,主要从事交通运输规划与管理方面的研究。
E-mail: lujing@dlnu.edu.cn。