

基于贝叶斯网络的船舶港口国监督检查滞留风险研究

张 凡, 王育红*

(宁波大学 海运学院, 浙江 宁波 315832)

摘要: 针对港口国监督(Port State Control, PSC)检查的复杂性和不确定性, 基于贝叶斯网络理论构建船舶 PSC 检查滞留风险分析模型. 以东京备忘录(Tokyo MOU)中 2014~2017 年船舶 PSC 检查样本数据为基础, 运用 R 语言 BNLearn 包进行贝叶斯网络的结构及参数学习. 同时分别执行贝叶斯网络的正向、逆向推理, 定量表示各风险因素与滞留结果之间的相互作用关系, 找出导致船舶滞留的高风险因素, 实现不确定环境下船舶 PSC 检查滞留风险的全面动态分析. 实证表明, 模型具有较高的精确度, 可为检查人员的滞留决策及航运公司的安全风险提供有效依据.

关键词: 滞留风险; 贝叶斯网络; 港口国监督检查; 动态分析

中图分类号: U691+.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2020) 03-0111-05

港口国监督(Port State Control, PSC)是指各港口国当局对进入其港口的外国籍船舶实施的以船舶技术状况、船舶配员等为检查内容, 以确保船舶和人员安全, 防止海洋污染为宗旨的一种监督与控制. 当船舶在 PSC 检查中被发现违背适用公约要求, 继续航行将对船员及海洋环境造成威胁时, 该船舶将被滞留. 作为消除低标准航行船舶的有力防线, PSC 检查在保护海洋环境、提升航运安全方面发挥着不可替代的作用.

目前, 关于 PSC 检查的风险研究大多从选船的角度开展^[1-2], 对于船舶在 PSC 检查中的滞留风险少有研究. Cariou 等^[3]采用印度洋谅解备忘录(India Ocean MOU)中的船舶 PSC 检查数据, 论证分析了港口国当局检查船舶所考虑的各风险因素的重要性. Degre^[4]基于风险视角将船舶发生事故的的概率与潜在后果相结合, 过程中考虑了滞留因素的影响. Yang 等^[5]建立了船舶 PSC 检查风险评估贝叶斯网络模型, 结果表明贝叶斯网络可以很好地应用于船舶 PSC 检查领域, 但该研究仅考虑了船舶的技术状况及检查活动等因素, 忽视了船舶在 PSC 检查中被发现的缺陷因素对其滞留风险的影响, 无法全面科学地反映船舶被滞留的缘由.

模糊综合评价^[6]、神经网络^[7]、支持向量机^[8]、故障树^[9]等是风险分析领域的传统方法. 由于拥有强大的概率推理能力, 贝叶斯网络成为近年来的热门分析工具并广泛应用于海上安全领域. Zhang 等^[10]利用区间概率贝叶斯网络分析海上事故的建模, Castillo 等^[11]利用贝叶斯网络对交通流进行了预测, Hanninen 等^[12]提出了海事安全管理的贝叶斯网络结构模型, 但鲜有研究关注船舶 PSC 检查的滞留风险问题.

鉴于此, 本文着力解决船舶 PSC 检查滞留风险的不确定性问题, 将船舶 PSC 检查的缺陷因素纳入考虑范畴, 运用贝叶斯网络建立全面的船舶 PSC 检查滞留风险研究模型, 并利用贝叶斯网络双向推理的优势, 实现不确定环境下船舶 PSC 检查滞留风险的全面动态分析.

1 贝叶斯网络及其构造

贝叶斯网络是基于概率推理的数学模型, 能够利用已知变量对未知变量的概率进行预测, 是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型之一. 它由表示变量的节点和连接这些节点的有向边组成, 用条件概率表达关系强度.

收稿日期: 2019-10-17.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journaljg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省“钱江人才计划”D类资助项目(QJD1802022); 宁波大学王宽诚幸福基金.

第一作者: 张凡(1992-), 女, 江苏宿迁人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 航运风险. Email: zhangfani9@163.com

*通信作者: 王育红(1979-), 男, 英国籍, 博士/教授, 主要研究方向: 综合交通运输. Email: wangyuhong@nbu.edu.cn

贝叶斯网络的构造通常包括 3 个步骤: (1)确定网络节点; (2)确定节点之间的条件依赖关系; (3)计算各节点的概率分布. 考虑到港口国监督检查这一领域的不确定性, 应用贝叶斯网络能够精确推算出船舶被滞留的概率以及滞留情况下船舶技术状况及各缺陷因素发生的概率, 定量反映各风险因素对于港口国监督检查的重要性, 为航运公司提升港口国监督检查表现及海事当局执行滞留决策提供依据.

2 船舶 PSC 检查滞留风险贝叶斯网络模型建立

2.1 数据获取

本研究搜集了东京备忘录中 2014~2017 年船舶 PSC 检查数据, 在此基础上筛选出了亚太地区 PSC 检查影响力较大的 7 个主要国家(中国、日本、澳大利亚、印度尼西亚、菲律宾、韩国以及越南) 205 个港口共 44 696 条船舶 PSC 检查数据.

2.2 影响因素识别

基于以上东京备忘录 PSC 检查数据库, 借助 SPSS 软件执行相关性分析, 共有 37 种船舶 PSC 检查滞留风险影响因素被识别, 在贝叶斯网络中对应表现为 37 个节点变量, 具体包括: 船舶年龄、载重吨、船舶类型、船旗国、船级社、检查类型、检查港口等 7 种船舶技术状况与检查活动变量, 以及 30 种船舶缺陷状况变量. 各因素取值或状态如下:

(1)船舶年龄. 船舶年龄是影响 PSC 检查的重要因素之一. 本文将船舶年龄分为 7 个状态, 分别是 0~5、5~10、10~15、15~20、20~25、25~30、30 以上, 单位: a.

(2)载重吨. 载重吨主要是为了区分船舶的载货能力, 将其分为 8 个状态: 0~5、5~10、10~15、15~20、20~25、25~30、30~35、35 以上, 单位: kt.

(3)船舶类型. 不同类型的船舶其滞留风险以及各种检查缺陷发生的风险也有所不同. 船舶类型变量分为普货船/多用途船、化学品船以及散货船 3 种状态.

(4)船旗国. 巴拿马、新加坡、中国(香港)、利比里亚、马绍尔群岛、韩国、柬埔寨是本文船旗国变量的 7 个状态.

(5)船级社. 本文船级社变量的状态包括日本海事协会、英国劳埃德船级社、挪威船级社、法国船级社、美国船级社、德国劳埃德船级社、韩国船级社等 7 个.

(6)检查类型. PSC 检查人员在上船检查时会先对特定区域进行一般检查, 若发现该船的状况或其设备与实际证书所载项目不符等明显缺陷, 那么接下来将进行详细检查, 必要时进行扩展检查. 因此, 检查类型变量共分为 3 个状态: 初始检查、详细检查以及扩展检查.

(7)检查港口. 文中检查港口变量的状态涵盖了 中国、日本、澳大利亚、印度尼西亚、菲律宾、韩国以及越南 7 个国家.

(8)缺陷情况. 船舶在接受 PSC 检查时可能会存在多种缺陷, 本文缺陷因素涵盖了东京备忘录中船舶 PSC 检查的所有缺陷记录类别, 共 30 种, 缺陷具体名称在表 1 中列出(V8 至 V37), 各个缺陷变量的状态分为是、否两类, “是”代表该缺陷发生的概率, “否”代表该缺陷未发生的概率.

表 1 贝叶斯网络各节点编号及其对应名称

编号	变量名称	编号	变量名称	编号	变量名称	编号	变量名称
V1	检查类型	V11	防污公约附件 IV 有关缺陷	V21	保健、医疗、社会保障等缺陷	V31	推进和辅助机械缺陷
V2	载重吨	V12	防污公约附件 V 有关缺陷	V22	海员最低要求缺陷	V32	结构条件缺陷
V3	船舶类型	V13	防污公约附件 VI 有关缺陷	V23	住宿、餐饮、娱乐设施等缺陷	V33	警报系统缺陷
V4	船旗国	V14	防污公约抗污方面有关缺陷	V24	雇佣条件相关缺陷	V34	货物操作及相关设备缺陷
V5	船级社	V15	防污压载水公约有关缺陷	V25	防风雨条件缺陷	V35	危险货物相关缺陷
V6	检查港口	V16	相关文件缺陷	V26	应急系统缺陷	V36	国际安全管理规则相关缺陷
V7	船舶年龄	V17	船舶证书缺陷	V27	航行安全缺陷	V37	其他缺陷
V8	防污公约附件 I 有关缺陷	V18	船员证书缺陷	V28	无线电通信缺陷	V38	滞留
V9	防污公约附件 II 有关缺陷	V19	生活环境缺陷	V29	救生设备缺陷		
V10	防污公约附件 III 有关缺陷	V20	工作环境缺陷	V30	消防安全缺陷		

2.3 网络结构学习

基于船舶 PSC 检查滞留风险影响因素识别结果, 运用 R 语言的 BNLearn 软件包, 定义 BIC (Bayesian Information Criterion) 评分函数, 基于爬山搜索算法构建贝叶斯网络结构, BNLearn 运行结果如图 1 所示. 船舶 PSC 检查滞留风险贝叶斯网络模型中共包括 38 个节点, 由于结构复杂, 因此在模型中用编号代替各变量名称, 对应关系见表 1. 为了使网络结构更加直观, 展现各节点变量相应的状态, 借助分析软件 Netica 来展示船舶 PSC 检查滞留风险贝叶斯网络结构(图 2).

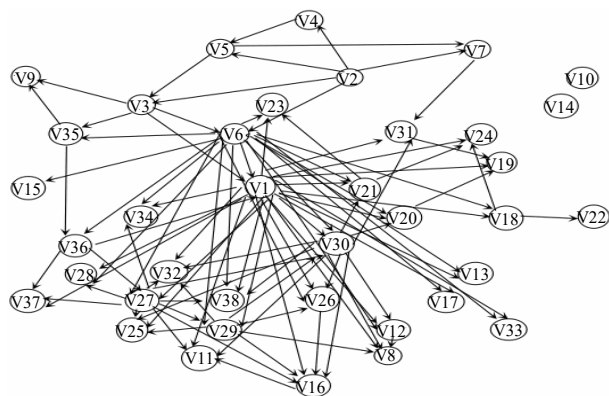


图 1 船舶 PSC 检查滞留风险贝叶斯网络结构

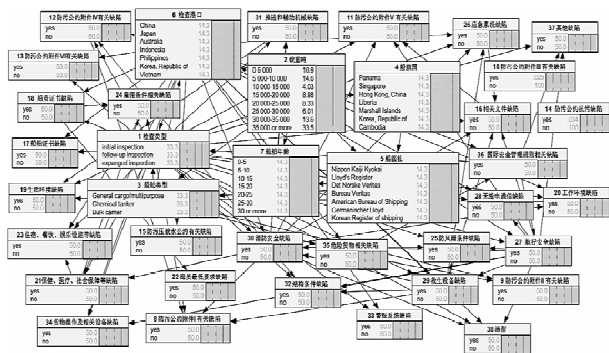


图 2 Netica 中船舶 PSC 检查滞留风险贝叶斯网络结构

2.4 网络参数学习

网络参数学习就是在网络拓扑结构确立的情况下进行各节点概率分布的计算. 本研究数据基础完备, 采用 BNLearn 包中最大似然估计算法进行条件概率分布的学习, 将样本数据的统计似然值当作网络中各节点的条件概率, 当样本量充足时可以得到较高的精度. 参数学习结果如图 3 所示.

以上结果表明, 在 PSC 检查的 30 种船舶缺陷中, 消防安全缺陷、救生设备缺陷、航行安全缺陷、

应急系统缺陷以及相关文件缺陷等是发生率较高即风险较大的几种缺陷. 当然, 不同类型的船舶发生各种缺陷的风险也有所不同, PSC 检查人员可以根据不同的船舶类型、船舶特征, 有针对性地开展检查, 对发生风险较大的缺陷因素给予关注. 此外, 模型显示 2014~2017 年东京备忘录中的普货船/多用途船、化学品船以及散货船的平均滞留概率是 2.05%, 与实际情况吻合, 模型精确度较高.

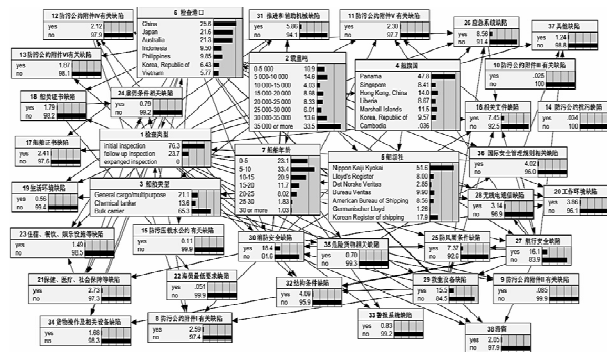


图 3 参数学习结果

3 模型推理与应用

本文采用 Netica 中基于消息传递思想的联合树算法, 分别执行了贝叶斯网络的正向、逆向推理.

3.1 正向推理

正向推理即因果推理, 它可以得出模型中各风险因素对船舶滞留的内在影响程度. 例如, 已知一艘利比里亚籍普货船/多用途船于 2016 年 12 月 27 日经越南港口接受 PSC 检查, 由于船舶技术特征及检查活动等均发生相应变化, 在模型中显示为船舶类型的状态概率从 21.1%、13.6%、65.3%依次变为 100%、0、0, 检查港口的状态概率从 25.6%、21.6%、21.3%、9.5%、9.85%、6.43%、5.77%依次变为 0、0、0、0、0、0、100%, 船旗国的状态概率从 47.8%、8.41%、14%、8.67%、11.5%、9.57%、0.036%依次变为 0、0、0、100%、0、0、0, 限于篇幅, V1 至 V37 中其他所有节点的状态概率的变化不在此一一列出, 可以从图 3、4 的对比中看出. 图 4 推理结果显示, 滞留的状态概率从 2.05%、97.9%依次变为 0、100%, 表明该船舶滞留概率为 0, 符合 PSC 检查的标准, 可以继续航行. 实际检查记录显示该船舶没有被滞留, 模型推理结果与实际滞留决定一致.

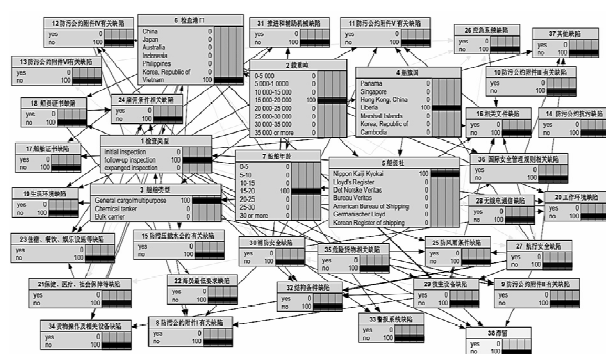


图4 相关节点变化后滞留节点的推理结果

3.2 逆向推理

逆向推理是从结果出发找原因,例如在已知船舶滞留的情况下,推算该结果产生的原因.当滞留节点的概率从 2.05%、97.9%依次变为 0、100%时,其余各节点的状态变化可对比图 3、5 看出,其中检查类型、检查港口、载重吨、船舶类型、船舶年龄等节点的状态概率发生了明显变化,详见表 2,其他各节点的状态概率则保持相对稳定.可以发现,检查类型、检查港口、载重吨、船舶类型、船舶年龄等是影响船舶滞留的关键因素.

此外,以上推理结果反映了滞留船舶中发生率较高的缺陷主要有相关文件缺陷、防风雨条件缺陷、应急系统缺陷、救生设备缺陷以及推进和辅助机械缺陷,检查人员应对上述缺陷给予重点观察.同时,滞留船舶中 75.2%是散货船,43.7%的载重吨在 35 kt 以上,且船舶年龄、船旗国、船级社及检查港口等变量各状态的概率在船舶滞留的情况下均有所差异,如滞留船舶中 47.2%的船旗国是巴拿

马, 51.1%的船级社为日本海事协会,了解滞留船舶的特征可以更好地为检查人员的滞留决策提供参考.

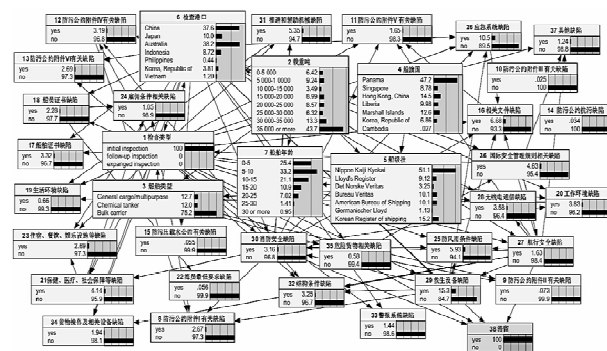


图5 船舶滞留情况下的模型推理结果

4 结论

在东京备忘录 2014~2017 年船舶 PSC 检查数据的基础上,运用贝叶斯网络建立了船舶 PSC 检查滞留风险模型.与以往只考虑船舶的技术状况及检查活动等因素对滞留风险影响的文献相比,本文同时考虑了 PSC 检查中船舶的各种缺陷因素对滞留风险带来的影响,不仅可以精确地对船舶 PSC 检查滞留风险进行动态分析,同时还实现了各影响因素与滞留风险之间相互依赖关系的反映.

结果显示,在船舶 PSC 检查滞留风险影响因素中,排名靠前的关键因素包括检查类型、检查港口、载重吨、船舶类型、船舶年龄等.同时,相关文件缺陷、防风雨条件缺陷、应急系统缺陷、救生设备缺陷以及推进和辅助机械缺陷是滞留船舶中

表2 滞留概率调整后相关节点状态及概率

节点名称	节点状态	状态概率/%		节点名称	节点状态	状态概率/%		节点名称	节点状态	状态概率/%	
		先验	后验			先验	后验			先验	后验
检查类型	初始检查	76.3	100	船舶类型	普货/多用途船	21.1	12.7	载重吨	0~5 kt	10.9	6.42
	详细检查	23.7	0		化学品船	13.6	12.0		>5~10 kt	14.6	9.24
	扩大检查	0	0		散货船	65.3	75.2		>10~15 kt	4.03	3.49
检查港口	中国	25.6	37.6	船舶年龄	0~5 a	23.1	25.4		>15~20 kt	8.98	8.99
	日本	21.6	10.0		>5~10 a	33.4	33.2		>20~25 kt	8.33	8.57
	澳大利亚	21.3	38.2		>10~15 a	20.9	21.1		>25~30 kt	6.01	6.32
	印度尼西亚	9.50	8.72		>15~20 a	11.7	10.9		>30~35 kt	13.6	13.3
	菲律宾	9.85	0.44		>20~25 a	8.02	7.02		>35 kt	33.5	43.7
	韩国	6.43	3.81		>25~30 a	1.83	1.41				
	越南	5.77	1.20		>30 a	1.03	0.95				

发生风险较高的缺陷。

本文对于航运公司提升船舶 PSC 检查表现, 降低船舶滞留风险, 以及 PSC 检查港口完善自身检查政策, 提升航运安全具有重要的理论与实践意义。不足的是, 本研究中各缺陷因素的分类分析尚不清晰, 在未来的研究中将进一步展开讨论。

参考文献:

- [1] Gao Z, Lu G, Liu M, et al. A novel risk assessment system for port state control inspection[C]//IEEE International Conference on Intelligence & Security Informatics. IEEE, 2008.
- [2] 韩佳霖, 鲍君忠. 中国籍船舶应对东京备忘录新选船机制的措施[J]. 世界海运, 2014, 37(9):20-24.
- [3] Cariou P, Mejia M Q, Wolff F C. Evidence on target factors used for port state control inspections[J]. Marine Policy, 2009, 33(5):847-859.
- [4] Degré T. The use of risk concept to characterize and select high risk vessels for ship inspections[J]. WMU Journal of Maritime Affairs, 2007, 6(1):37-49.
- [5] Yang Z S, Yang Z L, Yin J B. Realising advanced risk-based port state control inspection using data-driven Bayesian networks[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2018, 110(4):38-56.
- [6] Yang D, Mak C M. An assessment model of classroom acoustical environment based on fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Applied Acoustics, 2017, 127(6): 292-296.
- [7] Ding L, Fang W, Luo H, et al. A deep hybrid learning model to detect unsafe behavior: Integrating convolution neural networks and long short-term memory[J]. Automation in Construction, 2018, 86(11):118-124.
- [8] Zhou Y, Su W, Ding L, et al. Predicting safety risks in deep foundation pits in subway infrastructure projects: Support vector machine approach[J/OL]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2017, 31(5):04017052 [2019-01-16]. <https://ascelibrary.org/doi/pdf/10.1061/%28ASCE%29CP.1943-5487.0000700>.
- [9] Sihombing F, Torbol M. Parallel fault tree analysis for accurate reliability of complex systems[J]. Structural Safety, 2018, 72(12):41-53.
- [10] Zhang G, Thai V V. Addressing the epistemic uncertainty in maritime accidents modelling using Bayesian network with interval probabilities[J]. Safety Science, 2018, 102(10):211-225.
- [11] Castillo E, Menéndez J M, Sánchez-Cambronero S. Traffic estimation and optimal counting location without path enumeration using Bayesian networks[J]. Computer-Aided Civil & Infrastructure Engineering, 2008, 23(3): 189-207.
- [12] Hänninen M, Valdez Banda O A, Kujala P. Bayesian network model of maritime safety management[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(17):7837-7846.

Detain risk of ship's port state control inspection based on Bayesian networks

ZHANG Fan, WANG Yuhong*

(Faculty of Maritime and Transportation, Ningbo University, Ningbo 315832, China)

Abstract: In view of the complexity and uncertainty of port state control (PSC) inspection, in this paper a dynamic analysis model is constructed for the detain risk of ship's PSC inspection using the approach of Bayesian networks. Upon the sample data of ship's PSC inspection in Tokyo MOU from 2014 to 2017, the structure and parameters of Bayesian networks are studied using the BNLearn package of R language. Meanwhile, the forward and backward reasoning of Bayesian networks are carried out to quantitatively express the interaction among the risk factors and detention, and the high-risk factors that affect ship's detention are determined. A comprehensive and dynamic analysis of the detain risk of ship's PSC inspection under uncertain environment is conducted. The experimental results show that the model has high accuracy and can provide a valid basis for inspectors' detention decision-making as well as safety risk management of shipping companies.

Key words: detain risk; Bayesian networks; port state control inspection; dynamic analysis

(责任编辑 韩 超)