

基于贝叶斯网络的两栖车辆海上 航行安全评估研究

宋超, 罗建华

(中国人民解放军陆军装甲兵学院, 北京 100072)

摘要: 分析了两栖车辆海上航行相关风险, 进行安全风险评估, 并对可能发生的风险提出了一种可行的解决方案; 基于贝叶斯点估计和贝叶斯学习估计与两栖车辆海上航行有关的交通事故, 建立了两栖车辆海上航行交通系统(QRA)分析模型, 通过贝叶斯网络来获取其相对风险的QRA; 研究结果显示: 使用该方法描述了两栖车辆海上航行的风险分布, 并在QRA上显示了与各种特征相关结果, 对两栖车辆航行构成相对风险综合分析, 高风险区域的规模按降序排列如下: 1) 航道—引航—国内水道—航行; 2) 沿海地区—非引航区—国家水道—航行; 该评估模型具有较好的应用价值, 可为两栖车辆海上安全航行提供借鉴。

关键词: 两栖车辆; 贝叶斯网络; 定量风险评估; 安全评估

Safety Assessment of Amphibious Vehicle Navigation on Sea Based on Bayesian Network

Song Chao, Luo Jianhua

(PLA Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China)

Abstract: This paper analyzes the risks related to amphibious vehicle navigation, evaluates the safety risks, and puts forward a feasible solution to the possible risks. Based on Bayesian point estimation and Bayesian learning estimation of traffic accidents related to amphibious vehicle navigation on the sea, an analysis model of amphibious vehicle navigation on the sea (QRA) is established. The QRA of relative risk is obtained by Bayesian network. The results show that this method is used to describe the risk distribution of amphibious vehicle navigation on the sea, and the results related to various characteristics are displayed on QRA. The relative risk of amphibious vehicle navigation is analyzed comprehensively. The scale of high-risk areas is arranged in descending order as follows: 1) waterway pilotage domestic waterway navigation; 2) coastal area non-pilotage national waterway navigation. The evaluation model has good application value and can provide reference for amphibious vehicles to navigate safely at sea.

Keywords: amphibious vehicle; Bayesian network; quantitative risk assessment; safety assessment

0 引言

随着技术的飞速发展, 人们对两栖车辆探索研究从未停止过, 并勇敢付诸于实践。在第二次世界大战期间, Trippel^[1]制造了一种两栖作战车辆, 该车辆主要由装有 Volkswagon 行走机构的带轮子的浴缸组成, 这是世界上首辆两栖汽车。随着不断大胆设计与实践, 汽车制造商吉布斯(Gibbs)设计并完成了一辆名为 Aquada^[2]的两栖汽车成功横渡英吉利海峡, 在水上可达到 48 km/h 的速度。随着两栖车辆的发展, 两栖车辆在海上航行安全成为关注的问题。对两栖车辆海上航行数据结合其他船舶行驶数据以及安全管理中的事故进行分析研究, 发现这种变化本质上是从事故定性分析和安全性向风险定量分析转变的结果^[3]。船舶交通中的定量风险分析^[4](QRA)是研究中最重要的问题之一。

风险具有随机不确定性。在模型不确定的情况下, 当

存在几种可能的模型来描述现象时, 可以通过分配模型权重(每个模型正确的概率)并综合所有模型的影响, 使用贝叶斯方法来包括所有候选模型。当有观测数据可用时, 可以更新模型并将其转移到更合适的模型。此方法已应用于统计中的概率分布类型的不确定性和线性回归模型不确定性问题, 并且最近用于解决机械模型不确定性。在这里, 事故被视为是显而易见的, 是描述该域的一些或全部随机变量的实例化。因此, 随着人工智能的发展, 可以使用统计学习方法来实现 QRA。学习概率模型的方法(主要是网络推理)可以存储和调用特定实例。本文在分析两栖车辆海上航行系统风险影响因素的基础上, 利用贝叶斯统计和网络学习方法建立了两栖车辆海上航行系统的风险评估模型。以期在两栖车辆海上安全航行提供参考。

1 两栖车辆海上航行风险评估模型

1.1 QRA 模型

当涉及事件发生的不确定性时, 风险定义为可能导致损失的系统故障的可能性。因此, 此时风险涉及到两个因素, 即事件发生的可能性和事件发生引起的潜在后果。Ayyub^[5]提出了以下等式方程, 使用可能性和后果因子评估

收稿日期: 2020-03-08; 修回日期: 2020-03-29。

作者简介: 宋超(1982-), 男, 山东莱阳人, 硕士, 讲师, 主要从事武器运用工程、兵器科学与技术方向的研究。

风险。

$$Risk(Occurrence, Consequence, Time) = Likelihood \left(\frac{Occurrence}{Time} \right) \times Impact \left(\frac{Consequence}{Occurrence} \right) \quad (1)$$

在式 (1) 中, Risk 可用于表示两栖车辆海上航行风险, Likelihood 表示相关事件的概率或频率, 而 Impact 则代表事件发生的结果。分析 Likelihood (或频率) 需要在所定义的特定事件发生概率 (或在假设相关事件发生的频率) 层面上建立特定状态 (Ω, Θ, C)。

假设风险 $R_j(x, y, t)$ 导致特定事故或事件的发生, 其中可能的影响范围 C 是一个区域 Ω , 它覆盖一个平面区域 Θ 。在事故或事件发生时, 由于发生事件而对平面范围内某个目标造成潜在危险的风险 $R_j(x, y, t)$ 应符合式 (2):

$$R_j(x, y, t) = \sum_{i=1}^n P_i C_i(x, y, t), j = 1, 2, \dots, n$$

$$Risk = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n P_{ij} C_{ij}(x, y, t) \quad (2)$$

式中, x, y 表示风险中 2-D 位置特征, 而 t 表示风险中时间特征, 时间特征为 3-D 因子。

例如, 两栖车辆海上航行系统中的某种危险 $R_j(x, y, t)$ 导致了两栖车辆海上航行发生事故 i , 通常可以将其分类为交通事故组 (碰撞, 搁浅, 接触等)。 P_{ij} 表示由危险 j 引起 i 发生的可能性, 而 $C_{ij}(x, y, t)$ 表示危险 j 与事故 i 之间的因果关系。

P_i 的计算一直是风险管理研究的主要课题。可以使用历史数据, 数学模型和专家判断来获得适当的可能性。

1.2 两栖车辆海上航行主观因素风险评估指标分析

两栖车辆在海上航驶过程中, 车辆航行速度随着驾驶员的操作不断改变, 两栖车辆在海上航行时类似于快艇, 驾驶员需要熟练的快艇驾驶操作以及通晓水上情况^[6]。在良好的驾驶操作下, 两栖车辆海上行驶速度应为稳定的, 急加速和急减速会给航行带来一定的风险。有时航道虽宽, 但可能会遇到礁石, 急加速、急减速可能会引起交通事故。由此, 加速度为影响两栖车辆海上航行安全因素。对两栖车辆航行加速度进行分析, 根据数据可得加速度随时间变化规律如图 1 所示。

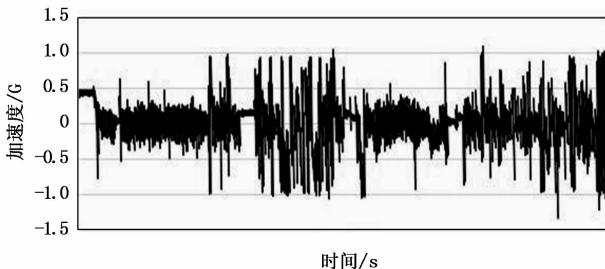


图 1 加速度随时间变化规律

如图 1 所示, 两栖车辆在航行开始时加速度是一个相对稳定状态; 在良好的驾驶操作下, 包括航行、制动、停

车等阶段, 加速度应为平稳上升或下降; 急加速和急减速都为不良驾驶操作, 在航行过程中, 会引发海上交通事故。利用 SPSS 对加速度随时间的变化进行研究分析, 结果如图 2 所示, 直方图分析如表 1 所示。

表 1 加速度特征值分析

平均值	中位数	标准差
0.001 383 56	0.011 231 47	0.298 452 42
方差	最小值	最大值
0.089	-1.338 445 65	1.086 574 24

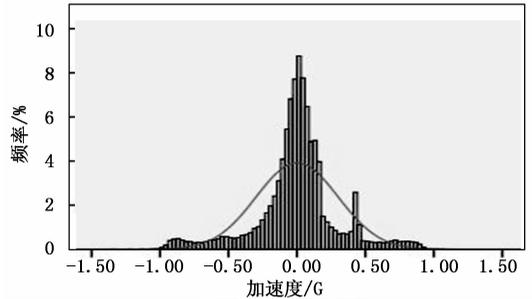


图 2 加速度直方图

表 2 百分位数分析

百分位/%	加速度/G	百分位/%	加速度/G
5	-0.583 178 71	60	0.044 921 88
10	-0.330 078 13	70	0.089 355 47
20	-0.142 089 84	75	0.120 117 19
30	-0.069 824 22	80	0.149 414 06
40	-0.025 878 91	90	0.368 652 34
50	-0.011 230 47	95	0.485 351 56

根据概率划定加速度对应安全等级, 表 3 所示。

表 3 不同加速度安全等级表

加速度/G	风险等级	安全等级
$ a \leq 1.3$	高风险	不安全
$0.5 \leq a < 1.3$	较高风险	较不安全
$0.3 \leq a < 0.5$	一般风险	较安全
$ a < 3.3$	低风险	安全

2 贝叶斯方法

贝叶斯理论在人工智能 (AI) 的大多数研究领域都取得了巨大的成就, 其中包括因果关系的推论, 不确定性的描述、模式的识别和聚类分析。这些成果已被引入到最近的风险分析研究中^[7]。

2.1 叶斯可能性点估计

假设样本集 A_1, A_2, \dots, A_n 构成一个完整且独立的总体 Θ 。 $A_i (i \in [1, n])$ 是 E 中发生的事件, 而 B 中的事件指的是一个已发生事件, 其中 $P(B) \neq 0$ 。由此得出结论, 贝叶斯规则的公式可以由式 (3) 表示:

$$P(A_j | B) = \frac{P(B | A_j)P(A_j)}{\sum_{j=1}^n P(B | A_j)P(A_j)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

当事件发生概率符合以下方程式时, 对于事件 A_j , 则离散随机参数 θ 可定义为 $\theta = \theta_j = A_j (j = 1, 2, \dots, n)$, 式(4):

$$\pi(\theta_j) = P(\theta = \theta_j) = P(A_j), j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

因此, $\{\pi(\theta_j), j = 1, 2, \dots, n\}$ 构成随机变量的先验概率分布。该概率可通过历史统计数据或对事件概率的主观判断来计算推导出来。通常可以通过以下 3 种方法确定先验概率。

假设 X 是与 B 相关的离散随机变量, 则符合以下方程(5):

$$X = \begin{cases} x_1 \text{ when } B = \text{yes} \\ x_2 \text{ when } B = \text{no} \end{cases} \quad (5)$$

从式(1)中可以推导出发生 B 条件下的后验概率(或条件概率), 如式(6)所示:

$$r(\theta_i | X = x_1) = \frac{P(x_1 | \theta_i)\pi(\theta_i)}{\sum_{j=1}^n P(x_1 | \theta_j)\pi(\theta_j)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

此时, 概率分布 $\{\pi(\theta_i | x_1), i = 1, 2, \dots, n\}$ 可以看作是在样本 X 下的 $\{\pi(\theta_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 的概率分布。

2.2 贝叶斯网络结构学习

贝叶斯网络(BN)用于以某种方式下对包含不确定性的域进行建模^[8]。贝叶斯网络原称为因果概率网络。BN 是有向无环图(DAG), 其中每个节点代表一个随机变量。每个节点都包含它所表示随机变量的状态以及条件概率表(CPT), 即条件概率函数(CPF)。给定其父节点的状态, 节点的 CPT 包含该节点处于特定状态的概率。各字符、字母所代表含义如下。

假设随机变量集 X 和代表网络结构不确定性的离散变量 θ , 其中可能网络的催眠度为 S^h , 先验概率为 $P(S^h)$ 。在随机样本 D 的条件下, 其后验概率为 $P(S^h | D)$, 如式(7)所示:

$$P(S^h | D) = \frac{P(S^h, D)}{P(D)} = \frac{P(S^h)P(D | S^h)}{P(D)} \quad (7)$$

其中: $P(D)$ 为归一化常数。

常用的贝叶斯学习方法是朴素贝叶斯学习器, 通常称为朴素贝叶斯分类器。贝叶斯学习中最常用的网络模型为朴素贝叶斯模型。在此模型中, 类变量 X 是根, 属性变量 A 是叶。在属性值为 a_1, a_2, \dots, a_m 的情况下, 每个类别的可能性由等式(8)给出:

$$P(X | a_1, a_2, \dots, a_m) = \alpha P(X) \prod_{j=1}^m P(a_j | X) \quad (8)$$

在给定描述实例的值的的情况下, 贝叶斯对新实例进行分类的方法为对目标值做最可能的分配, 即 V_{MAP} 。 V_{MAP} 计算公式如式(9):

$$V_{MAP} = \arg \max_{x_i \in B} P(x_i | a_1, a_2, \dots, a_m) \quad (9)$$

将其代入式(10), 我们得到了朴素贝叶斯分类器所使

用的方法。

$$v_{NB} = \arg \max_{x_i \in B} P(x_i) \prod_{j=1}^m P(a_j | x_i) \quad (10)$$

其中: V_{NB} 表示目标值输出。

该等式可以等效地表示为使 \ln 最大化, 即使该数量的负数最小。

$$\ln v_{NB} = \arg \min_{x_i \in A} \{-\ln P(x_i) - \sum_{j=1}^m \ln P(a_j | x_i)\} \quad (11)$$

2.3 贝叶斯参数学习

给出了贝叶斯网络的结构, 并且试图学习该参数^[9]。迄今止, 已经根据观察到的事件在机会总数中所占的几分之一来估计了概率。为避免困难, 本文采用贝叶斯方法, 使用定义如式(12)的 m 估计来估计概率。

$$P(a_j | x_i) = \frac{n_c + m \times p}{m + n} \quad (12)$$

在此, 将 n 定义为发生 x_i 的训练例的总数, n_c 是发生 a_j 的训练例的总数。 p 是我们希望确定的概率的先前估计值, 而 m 是样本大小常数。

3 两栖车辆海上航行风险的贝叶斯网络分析

两栖车辆海上航行交通是一种由车主、两栖车辆、信息和环境组成的两栖车辆操作系统^[4], 也可以通过将其分为主观因素和客观因素来进行分析。系统的物理特征可以表示为贝叶斯信念网络^[10], 其中将这些特征视为样本。

3.1 两栖车辆海上航行可能性的贝叶斯估计

本文将历史数据引入目标先验概率的计算中。实验中统计事故数量用以描述事故发生的频率, 它可以作为风险评估的客观标准, 也是系统安全性仿真研究中的关键参数。两栖车辆海上航行交通事故是随机事件, 符合两栖车辆海上航行流量的二项式分布。事故统计定律可以用概率分布的数字特征(均值, 偏差, 变化)来描述。根据事故统计, 当有足够的统计间隔或事故样本时, 两栖车辆海上航行系统中事故样本的分布函数满足式(13):

$$P(X = k) = C_n^k \theta^k (1 - \theta)^{(n-k)}, k = 0, 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

参数 θ 具有以下等式(14)的先验分布:

$$\pi(\theta) = \frac{1}{\beta(a, b)} \theta^{(a-1)} (1 - \theta)^{(b-1)} \quad (14)$$

此外, 两栖车辆航行系统中事故的后验分布满足以下方程(15):

$$\pi(\theta | K) = \frac{1}{\beta(a + k, n + b - k)} \theta^{(a+k-1)} (1 - \theta)^{(n+b-k-1)} \quad (15)$$

该公式描述了 k 个两栖车辆活动中 k 次事故的概率。后验分布满足方程(16)的等式:

$$\bar{\theta} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \theta_i, S_{\theta}^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\theta_i - \bar{\theta})^2 \quad (16)$$

同时, 相关参数符合方程组(17):

$$\begin{cases} \bar{\theta}_E = \frac{a+k}{a+b+n}, \bar{\theta}_{MD} = \frac{a+k-1}{a+b+n-2} \\ \bar{a} = \bar{\theta} \left[\frac{(1-\bar{\theta})\bar{\theta}}{S_{\theta}^2} - 1 \right] \\ \bar{b} = (1-\bar{\theta}) \left[\frac{(1-\bar{\theta})\bar{\theta}}{S_{\theta}^2} - 1 \right] \end{cases} \quad (17)$$

3.2 两栖车辆航行中的统计样本

在 QRA 中，危害识别 (HazID) 是一项艰巨的工作。但是，概率影响图可能对此很有用。通常，两栖车辆导航系统由 4 个因素组成，即软件，硬件，软件和环境，其中包括两栖车辆交通风险，两栖车辆运动，水路，航道和引航模式。系统中的所有功能都可以视为离散且独立的证据。例如，“国家”一词用于表达航行水域包括国内，海外和公海的特征。

贝叶斯网络模型是通过拓扑构造的。每个节点可以用以下表达式说明：

- A0 = <非常, 严重, 少, 轻, 安全>
- A1 = <国内, 海外, 公海>
- A2 = <正在航行, 靠泊, 锚泊, 转向系泊, 不系泊且沿船, 离港船>
- A3 = <海洋, “航道”港口, 海岸, 锚地, 捕鱼区>
- A4 = <引水, 非引水>
- A5 = <雾, 重海, 正常>
- A6 = <碰撞, 接触, 激流, 火, 浪, 其他>

3.3 两栖车辆航行中的风险评估

计算两栖车辆导航系统中物理特征的概率，以找出特定时间段内两栖车辆安全行驶的总体和内部情况及趋势，以及把握风险的特定特征，这一点在两栖车辆行驶过程中至关重要。对实施提高两栖车辆行驶安全性的详细措施，分析系统的因果关系，评估当前的安全状况以及寻找事件的缺陷和事件等具有重要意义。因此，贝叶斯概率法可有效地计算两栖车辆行驶中的风险。

3.3.1 两栖车辆航行事故概率估计

由于两栖车辆发生航行事故数据量较少，且两栖车辆在海上航行时类似于游艇航行，文中将游艇事故数据添加其中，丰富两栖车辆数据信息。事故发生概率可基于近年来的两栖车辆和游艇航行事故发生频率来进行两栖车辆和游艇航行事故发生的概率。例如，表 4 展示了近年来发生的两栖车辆和游艇航行事故。

表 4 近年来发生的两栖车辆和游艇航行事故

编号	n_i	k_i	$\theta/\%$
1	25 956	39	0.150
2	26 139	42	0.161
3	25 408	36	0.142
4	24 311	18	0.074
5	24 677	18	0.073
6	21 752	9	0.041
7	18 462	10	0.054
8	19 924	10	0.050
9	20 290	11	0.054
10	20 540	8	0.039
11	19 936	14	0.070
12	19 074	11	0.058
13	20 440	10	0.047

根据第四部分中的贝叶斯统计，交通中的概率符合式 (19)：

$$\begin{cases} \hat{a} = 3.2502, \hat{b} = 4163.6 \\ \pi(\theta) \sim \beta(3.2502, 4163.6) \\ \hat{\theta}_{MD} = 0.0819\% \end{cases} \quad (19)$$

3.3.2 两栖车辆航行事故样本结构

可以通过使用历史数据，数学模型和专家判断来获得适当的概率。本文通过 2006 年至 2019 年的统计事故建立了事故样本结构。所有样本都将被描述为物理特征，例如天气，运动，水路，航道和引航模式。

贝叶斯学习后，贝叶斯信念网络可以显示如图 3 所示。

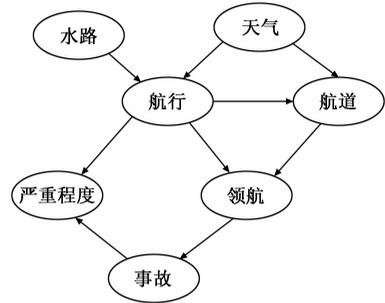


图 3 贝叶斯信念网络

3.3.3 两栖车辆航行事故参数学习

基于第三节中的计算，可以在出现严重不利的条件下推导出各特征 $P_j(\theta | A_1, A_2, A_3, A_4)$ 的条件概率。如果严重性等级可以量化^[11]，则可以根据以下等式 (20) 计算各种特征的条件概率下的风险：

$$R_j(x, y, t) = \hat{\theta}_{MD} \cdot P_j \cdot \sum_{i=1}^5 \omega_i C_i(x, y, t) \quad (20)$$

其中： ω_i 表示 P_j 下严重程度的分布。

根据相关文献[7, 12-13]，结合图 4，上述结果分析如下：

对于在 A1, A2 航道中的两栖车辆航行，较高的风险主要存在于国内航道的航行中，其次是在海外航道的航行中，最后是在海外航道的停泊中。

对于运行中的航道 A2, A3，以下区域构成更大的风险：民航航道，海外航道的港口以及海外航道的沿海地区。而海外水道的航道紧随其后，同样构成较大风险。

至于领航水区 A1, A3, A4 中的两栖车辆航行，主要风险在于航道—领航—航行，其次是沿海地区—非引航—航行以及港口—非引航—航行，第三是航道—非引航—航行，港口—引航—靠泊，以及港口—非引航—靠泊。

对两栖车辆航行构成相对风险的多种功能 A1, A2, A3, A4 的综合分析，高风险区域的规模按降序排列如下：1) 航道—引航—国内水道—航行；2) 沿海地区—非引航区—国家水道—航行。

4 结束语

两栖车辆航行安全的讨论一直是两栖车辆研发、运

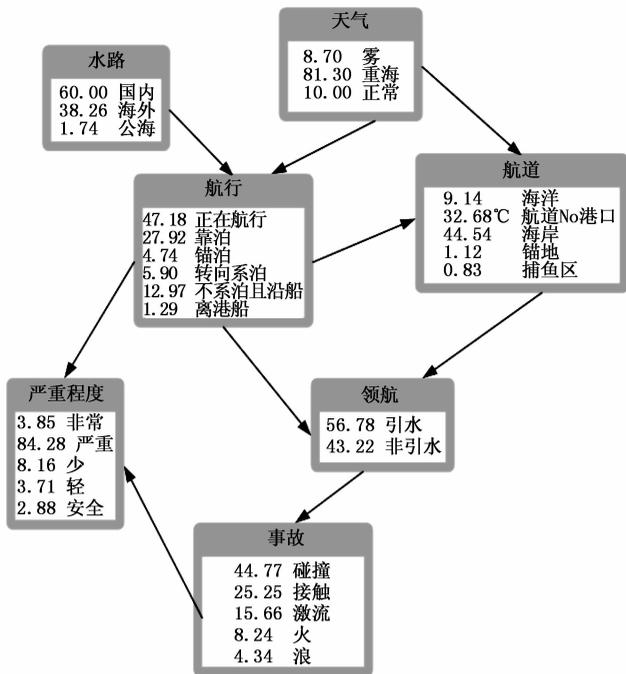


图 4 贝叶斯网络学习

行的重要问题。为了确保两栖车辆安全航行, 已经做了很多工作。本文在对主观因素如加速度和客观因素如航道、天气等因素对两栖车辆海上航行安全进行建模分析, 在贝叶斯概率统计和网络推理的基础上, 进行系统风险分布的定量计算分析, 得到两栖车辆海上航行安全估计结果, 并在 QRA 案例中得到了验证, 为其海上航行提供有利的建议。

参考文献:

[1] Gibbs A T, Jenkins N G. Amphibious vehicle: U. S. Patent 7, 207, 851 [P]. 2007-4-24.

[8] Wang J V, Cheng C T, Tse C K. Effects of correlation-based VM allocation criteria to cloud data centers [A]. International Conference on Cyber-enabled Distributed Computing & Knowledge Discovery [C]. IEEE, 2017.

[9] Shaw S B, Singh A K. Use of proactive and reactive hotspot detection technique to reduce the number of virtual machine migration and energy consumption in cloud data center [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015: S0045790615002748.

[10] Guerard Jr J B. Introduction to financial forecasting in investment analysis [EB/OL]. Springer Science and Business Media, New York, 2013.

[11] Specpower08, (Accessed: 2019-10-29) [S]. Available: <http://www.spec.org>.

[2] Sheppard D. Amphibious innovation: engineering the Aquada [J]. The Magazine of Technical Enterprise, 2005, 6 (4): 23.

[3] Soares C G, Teixeira A P. Risk assessment in maritime transportation [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2001, 74 (3): 299-309.

[4] Kaplan S. The general theory of quantitative risk assessment [A]. Risk-Based Decision Making in Water Resources V [C]. ASCE, 1991: 11-39.

[5] Ayyub B M, Beach J E, Sarkani S, et al. Risk analysis and management for marine system [J]. Naval Engineers Journal, 2002: 181-206.

[6] 田静静, 贺玉龙, 曲桂娟, 等. 基于模糊集-证据理论-层次分析法的车辆运行风险评估 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19 (32): 357-363.

[7] Zhang R X, Mahadevan S. Bayesian methodology for reliability model acceptance [J], Reliability Engineering & System Safety, 2003, 80: 95-103.

[8] 霍一菲, 陆颖颖. 基于信息熵及朴素贝叶斯公式混合模型的 DDoS 攻击检测系统 [J]. 网络安全技术与应用, 2019 (8): 32-33.

[9] Jiang X, Mahadevan S. Bayesian risk-based decision method for model validation under uncertainty [J], Reliability Engineering & System Safety, 2007, 92 (6): 707-718.

[10] 马艳丽, 范璐洋, 吕天玲, 等. 车辆运行风险贝叶斯网络量化分级方法 [J/OL]. 哈尔滨工业大学学报, 2020: 1-5.

[11] 史运涛, 朱翔, 丁辉, 等. 基于层次分析-贝叶斯网络的社区配电网风险动态综合评估方法 [J/OL]. 安全与环境工程, 2020: 1-7.

[12] Hu S P, Fang Q G, Xia H B, et al. Formal safety assessment based on relative risks model in ship navigation [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2007, 92 (3): 369-377.

[13] Fang Q G, Hu S P. Application of FSA to the risk assessment of the ship-pilotage [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2006, 27 (3): 329-333.

[12] Farahnakian F, Pahikkala T, Liljeberg P, et al. Energy aware consolidation algorithm based on K-Nearest neighbor regression for cloud data centers [A]. IEEE/ACM International Conference on Utility & Cloud Computing [C]. ACM, 2013.

[13] Farahnakian F, Liljeberg P, Plosila J. LiRCUP: Linear regression based CPU usage prediction algorithm for live migration of virtual machines in data centers [A]. Proceedings of the 2013 39th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications [C]. IEEE Computer Society, 2013.

[14] Wang J V, Fok K Y, Cheng C T, et al. A stable matching-based virtual machine allocation mechanism for cloud data centers [A]. 2016 IEEE World Congress on Services (SERVICES) [C]. 2016: 103-106.

(上接第 246 页)