

基于案例推理的大型船舶靠泊辅助决策研究

柯冉绚*, 刘嘉润, 方昊
(集美大学航海学院, 福建 厦门 361021)

摘要:文章针对大型船舶靠泊过程中的复杂性与不确定性问题,构建一种基于案例推理(CBR)的辅助决策模型。该模型基于案例推理技术结合云模型和BP神经网络,综合考虑船舶特性、气象水文条件、港口因素等多维属性,建立包含基本信息域、特征属性域和辅助决策域的案例框架。通过专家评分与云模型相结合的方式,对专家评价结果的随机性和模糊性进行处理,优化案例属性权重的分配,并利用BP神经网络实现案例重用与决策预测,从而减小人工干预的主观性误差。通过收集深圳港的赤湾和蛇口集装箱码头的靠泊案例进行实例验证,初步验证模型可以为引航员提供相关辅助的决策支持,拓展人工智能技术在海事应用的新场景,也为无人船智能靠泊规划提供新思路。

关键词:案例推理;云模型;BP神经网络;靠泊辅助决策

中图分类号:U69 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.006

Large vessel berthing decision based on case-based reasoning

KE Ranxuan*, LIU Jiarun, FANG Hao
(Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to solve the complexity and uncertainty problems in the berthing process of large ships, this paper develops a decision support model based on Case-Based Reasoning (CBR). This model integrates CBR technology with a cloud model and BP neural networks. It comprehensively considers multi-dimensional attributes such as vessel characteristics, meteorological and hydrological conditions, and port factors to establish a case framework comprising a basic information domain, a characteristic attribute domain, and a decision support domain. By integrating expert scoring with the cloud model, the model processes the randomness and fuzziness in expert evaluations to optimize the case attribute weights. Furthermore, it utilizes BP neural network to achieve case reuse and decision prediction, thereby reducing subjective errors introduced by manual intervention. In this paper, we collect the berthing cases of Chiwan and Shekou container terminals at Shenzhen Port for model validation. The preliminary verification model can provide relevant decision support for pilots, expand new scenarios of artificial intelligence technology in maritime applications, and provide new ideas for intelligent berthing planning of unmanned ships.

Key words: case-based reasoning; cloud model; BP neural network; berthing auxiliary decision-making

案例推理(Case-Based Reasoning, CBR)是一种人工智能技术,基于过去的经验知识进行推理解决类似问题。在CBR中,当面临新问题时,通常会在记忆中搜索或从案例库中挑选出与当前问题最相似的案例;然后,通过这些案例信息和经验来构建解决新问题的策略。CBR技术自问世以来便吸引大量

学者研究,目前CBR技术已经相当成熟并且广泛应用于航运领域。纪晓妍^[1]构建基于案例推理技术的预测模型,用于预测船舶到达港口的时间。刘冬^[2]融合案例推理技术与优化救援资源配置的方法,设计一套海事应急救援辅助决策支持系统。陶肆^[3]针对现有航海预警方法的不足,构建一种结合

收稿日期:2025-03-12

基金项目:国家重点研发计划(2021YFB3901505)资助

作者简介:柯冉绚(1977—),女,博士,教授,研究方向为交通运输工程、创新工程。*通信作者:keranxuan@126.com

引用格式:柯冉绚,刘嘉润,方昊.基于案例推理的大型船舶靠泊辅助决策研究[J].中国航海,2026,49(1):56-65.

KE R X, LIU J R, FANG H. Large vessel berthing decision based on case-based reasoning[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 56 - 65. (in Chinese)

案例推理技术的航海安全预警方法,能够有效地进行航海安全的准确预警。ZOU 等^[4]提出基于案例推理的沉船应急救助计划辅助决策模型,对海难案例的区间相似度计算方法进行改进,为制订海上沉船的紧急救援计划提供决策辅助。KOWALSKI 等^[5]开发一种基于案例推理的船舶机舱自动化辅助设计专家系统。在船舶避碰方面,国内学者吴晞等^[6]首次将案例推理技术引入船舶避碰决策的研究领域,对避碰案例的表示方法、案例检索技术以及案例修正机制等关键技术进行深入探讨。在后续的基于案例推理的船舶避碰的研究上,也有许多学者进行相关研究^[7-10]。在航运方面,CBR 技术主要被应用于事故应急决策和船舶避碰,作为航次过程中比较危险和复杂的靠离泊过程,目前鲜有学者将靠离泊和 CBR 技术结合的相关研究。而港口和引航员拥有大量的靠离泊案例和经验,也为 CBR 技术提供坚实的基础。

在靠泊研究领域,黄泽洋等^[11]主要关注船舶长度这一参数,将其作为划分数据集的主要依据;陈海波^[12]则从顺流靠泊风险评估和拖轮配备等方面入手,结合顺流靠泊典型案例,对进江大型深吃水海轮顺流靠泊操纵进行分析和探讨;潘国华^[13]调查了1960年至2018年间发生的348起危险货船靠泊事故。使用有序 logit 回归模型分析和二元 logistic 回归与专家判断相结合的方法识别各种影响因素,结果表明,一些人为因素的特征,如引航员或者船长的经验和违规行为,以及天气、能见度、拖船数量以及港口安全和应急机制,对事故后果的严重程度有显著影响;KHAN 等^[14]从水文和气象角度分析对靠离泊影响。KUZU 等^[15]采用模糊故障树分析对船舶系泊作业进行系统风险分析;然而海上运输作业涉及许多操作环节,如航行、锚泊、靠泊、装卸货和离泊操作等。研究表明,超过三分之一的集装箱船事故发生在港口环境中^[16]。在靠泊过程中仅关注船舶长度参数的方法可能忽略了其他重要的因素,如船舶宽度、载重、水文气象(如风速、水流)、泊位和引航员等,这些因素对于靠泊有着显著影响。因此,本文考虑这些多维度因素,提升案例分析的适用性,旨在更全面地为靠泊操作提供辅助决策支持。

1 案例推理相关理论

基于案例的推理(Case-Based Reasoning, CBR)是一种人工智能技术,它基于过去的经验知识对解决类似当前问题进行推理,由 Roger Schank 教授在1982年首次提出^[17]。CBR 的应用遵循一个循环的

四步法:检索(Retrieve)找到最相关的案例;重用(Reuse)这些案例来解决问题;修正(Revise)调整案例更好地适应新情况;以及保留(Retain)更新后的案例,以便未来使用。基于 CBR 本文建立的模型如图1所示,首先从历史案例库中筛选出计算相似度大于0.7的案例,将筛选出的案例通过 BP 神经网络作为数据集进行训练。完成训练后,将目标案例相关数据输入模型,进行案例重用,输出船速和靠拢角度辅助决策。

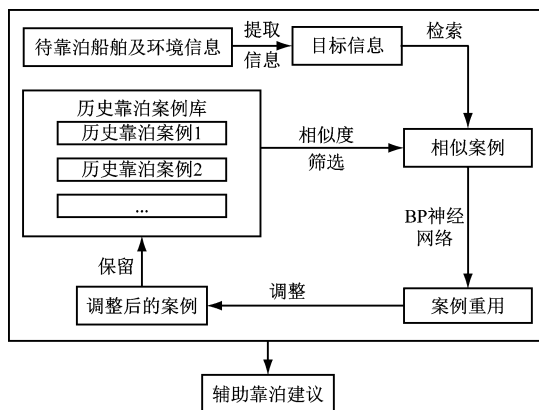


图1 基于案例推理的大型船舶靠泊辅助决策模型
Fig. 1 A decision support model for large ship berthing based on case reasoning

2 基于案例推理的辅助决策模型构建

2.1 靠泊案例特征属性选取及表示

2.1.1 特征属性选取

识别靠泊影响因素对于确定靠泊案例属性至关重要,深入理解这些因素不仅有助于精确构建案例特征属性,也可提高案例检索的准确性和解决方案的相关性。综合 KHAN^[18]、GOKSU 等^[19]、戴官全等^[20]、李壮等^[21]、LIN 等^[22]、ÖZTÜRK 等^[23]、李佑兴等^[24]多位学者的学术贡献,对船舶靠泊操作可能产生影响的多种因素进行系统识别,将大型船舶靠泊案例属性归纳为四个方面:船舶因素、气象水文因素、港口因素,人员因素。

船舶因素指船舶自身特性,是主要影响因素,船舶尺度对泊位长度、水深及回旋水域有相应的要求。大型船舶因尺度大和吃水深,需要拖轮辅助,确保足够的推力与操纵能力。船舶载重量直接影响其稳定性和操控性,载重越大,停泊操作所需的推力和时间也会增加。船况,通常以船龄作为衡量指标,设备老化可能加剧靠泊风险,需频繁维护。船舶配备的侧推系统能辅助靠泊,可以提升操控灵活性。

水文气象因素对于大型船舶靠泊操作是影响因素之一。风和流在重载和轻载情况下分别成为主导

因素,而海浪和潮汐的变化则可能增加船舶与码头接触的可能性。低能见度条件下,碰撞风险会显著增加。

港口因素主要包括靠泊泊位和航道选择。船舶靠泊时泊位的水深、结构、类型、尺寸及周围环境均直接影响操作难度和安全性,泊位设施与服务的可用性也是很关键。航道的选择基于泊位走向与航道位置,合理规划航速与靠离泊方式,有助于船舶安全高效进出港口。

在大型船舶靠泊过程中人为因素也至关重要,

其中引航员扮演着重要角色。引航员了解当地水域情况、潮汐变化和天气条件,能够有效地规划船舶的航线,并在需要时调整操作策略,确保靠泊和离港过程安全顺利。引航员的疲劳度将影响判断力和反应速度,增加操作失误的风险。所以引航员当日引航次数可作为衡量其疲劳度的指标。

综上所述,大型船舶靠离泊案例的属性可归纳为以上四个方面,包含17个具体特征属性,这些属性共同构成基于大型船舶靠离泊案例推理的基础,见表1。

表1 靠泊案例特征属性

Tab.1 Feature attributes of berthing cases

属性类别	编号	因素名称	属性类别	编号	因素名称
船舶因素	A1	船舶长度	气象水文因素	B1	风力
	A2	船舶宽度		B2	风向
	A3	船舶吃水		B3	浪高
	A4	载重量		B4	潮流
	A5	船况		B5	流向
	A6	船舶类型		B6	潮汐
	A7	侧推		B7	能见度
港口因素	C1	泊位	人员因素	D1	疲劳度
	C2	航道			

2.1.2 案例表示

案例表示是案例推理的基础,一个完整的靠泊案例应包含案例的基本信息域、属性域、辅助决策域三个部分。框架表示法通过标准化的描述方式,不仅便于记录和分析大量靠泊案例数据,还能支持快速应急响应和动态信息更新。因此,框架表示法是大型船舶靠泊案例表示的理想选择。基于框架表示法的靠泊总框架见表2。

表2 靠泊案例总框架

Tab.2 Overall framework of berthing cases

框架名称	靠泊案例	槽值
槽D	基本信息	靠泊基本信息框架
槽E	案例特征属性	靠泊案例属性框架
槽F	辅助决策	靠泊辅助决策框架

2.2 基于云模型的特征属性赋权

在案例推理中,确定案例属性的权重对于提高检索的准确性和有效性至关重要。云模型,由李德毅院士于1995年提出^[25],是专门处理定性定量之间不确定性转换的模型。在靠泊案例中,属性的

分级是定性的,而专家评分则是定量的,因此,将专家评分法与云模型结合的方法是适用于靠泊特征属性赋权。

云模型中的云发生器是连接定性概念和定量数据的桥梁。它有两种类型:正向云发生器和逆向云发生器。正向云发生器负责将定性概念转换为数值表示,通过云的数字特征和云滴的数量,在数值空间中为每个云滴定位,并量化概念的程度。逆向云发生器则将数值数据转换回定性概念,使用数字特征描述数据的定性属性。这样的机制确保从定性理解到定量分析的平滑过渡。其原理如图2和3所示。

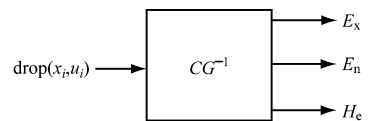


图2 正向云发生器

Fig.2 Forward Cloud Generator

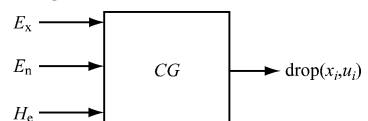


图3 逆向云发生器

Fig.3 Inverse Cloud Generator

在船舶靠泊领域,相关专家(引航员)对影响靠泊属性和影响因素有丰富的实操经验。为充分利用靠泊领域专家的经验知识并实现属性重要程度量化转换,本文采用德尔菲专家打分和云模型相结合的综合赋权法对靠泊相关属性进行赋权。步骤如下:

1) 设计问卷调查,通过问卷调查收集专家对各个影响因素的评价数据。

2) 将转换来的量化数据通过逆向云发生器获取专家评价所对应的数字特征 $C(E_x, E_n, H_e)$ 。其中, E_x 代表了专家对某属性的重要性水平, E_n 代表专家对某属性权重的一致性水平, H_e 代表了专家对某属性权重评价偏离性水平。具体转换步骤如下:

Step1. 输入样本点 x_i , 其中 $i = 1, 2, \dots, n$;

Step2. 计算 x_i 的平均值 $E_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, 样本一阶绝对中心矩 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - E_x|$, 样本二阶中心矩 $S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - E_x)^2$;

Step3. 计算样本 x_i 的标准差 $E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - E_x|$;

Step4. 计算样本 x_i 的方差 $H_e = \sqrt{S - E_n^2}$;

Step5. 输出反映定性概念的云数字特征 (E_x, E_n, H_e) ;

3) 在样本点通过逆向云发生器提取云模型数字特征之后,接着使用正向云发生器来构建云图。在云图中,云滴的集中程度是衡量专家评分合理性的指标。如果云滴的集中程度不高,意味着专家评分的一致性不足,此时专家需要根据之前的评分结果重新进行评估,并再次进行评分。这一过程可能需要经过数次迭代,直到获得满意的评分结果。云滴的紧密汇聚代表了专家观点的逐渐一致,最终形成了更为可信和合理的打分结果。云图生成具体步骤如下:

Step1. 输入数字特征 (E_x, E_n, H_e) ;

Step2. 生成以 E_n 为期望值, H_e^2 为方差的一个高斯随机数 $E'_m = \text{NORM}(E_x, E_m'^2)$;

Step3. 生成以 E_x 为期望值, $E_m'^2$ 为方差的一个高斯随机数 $x_i = \text{NORM}(E_x, E_m'^2)$;

Step4. 计算 x_i 对概念的隶属度 $\mu_i = \exp\left[-\frac{(x_i - E_x)^2}{2E_m'^2}\right]$, 具有隶属度 μ_i 的 x_i 成为数域中的

一个云滴;

Step5. 重复步骤 Step2 到 Step4, 直至产生 N 个云滴为止;

Step6. 输出云图。

2.3 特征属性相似度计算

在案例推理过程中,历史案例与目标案例相似度的计算是模型推理的关键。由于靠泊案例属性具有多样性,每种类型的属性对相似度计算都有其独特需求,需要根据属性的性质和特点,运用相应的计算方法来评估相似度。本文将靠泊案例存在的属性分为数值型、枚举型、区间型和模糊型四种属性。

1) 数值属性相似度计算

数值属性具有连续性,是案例信息的定量表示。在靠泊案例中,数值属性包括船龄、载重量、船长和吃水等。数值型属性的相似度通常是以数与数之间的空间距离来表示。利用属性相似度的自反性和对称恒等性计算相似度,计算公式:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \exp\left(-\frac{\sqrt{(x_i - y_i)^2}}{\sqrt{\max\{(\max_i - x_i)^2, (\min_i - x_i)^2\}}}\right) \quad (1)$$

式(1)中, $\text{sim}(X_i, Y_i)$ 表示当前案例 X 和历史案例 Y 在属性 i 上的相似度, \max_i 代表所有案例中 i 属性的最大值, \min_i 代表所有案例中 i 属性的最小值, x_i 和 y_i 分别代表目标案例 X_i 和历史案例 Y_i 的属性 i 的特征属性值。

2) 枚举属性相似度计算

枚举型属性也叫作字符型属性,通常是以文本的形式存在。在靠泊案例中,船舶类型就是一个枚举型属性。船舶类型包括集装箱船、油轮、散货船、LNG 等,这些类型是事先定义好且离散的取值。计算公式:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \begin{cases} 0 & x_i \neq y_i \\ 1 & x_i = y_i \end{cases} \quad (2)$$

对于枚举特征属性的相似度计算,当特征属性的值相同时为 1, 当特征属性的值不同时为 0。

3) 区间型属性相似度计算

在靠泊过程中,流速会随着时间变化,流速以区间数的形式保存,因此需要计算区间属性的相似度。两个区间的相似度主要由区间的相交程度确定,本文将区间属性分为 4 种情况,具体计算方法如下:

假定目标案例 X_i 的区间属性为 $A(a_1, a_2)$, 历史案例 Y_i 的区间属性为 $B(b_1, b_2)$, 则区间属性数据的位置关系可以归纳为以下 4 种情况

情况 1: 当 $a_2 < b_1$ 时,两个区间相互独立,由于

$A \cap B = \emptyset$, 则相似度计算公式如下:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \frac{\text{Sim}_1(a_1, b_1) + \text{Sim}_2(a_2, b_2)}{2} \quad (3)$$

情况 2: 当 $a_1 < b_1$ 且 $b_1 < a_2 \leq b_2$ 时, 由于 $A \cap B \neq \emptyset$, 表示两种区间属性相交, 则区间相似度计算公式如下:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \sqrt{\frac{|L(A \cap B)|^2}{|L(A)| \cdot |L(B)|}} = \sqrt{\frac{(a_2 - b_1)^2}{(a_2 - a_1)(b_2 - b_1)}} \quad (4)$$

情况 3: 当 $a_1 \leq b_1 < b_2 \leq a_2$ 时, 由于 $B \subseteq A$, 表示两种区间属性之间存在包含关系, 则区间相似度计算公式如下:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \sqrt{\frac{|L(B)|^2}{|L(A)|^2}} = \sqrt{\frac{(b_2 - b_1)^2}{(a_2 - a_1)^2}} = \frac{b_2 - b_1}{a_2 - a_1} \quad (5)$$

情况 4: 情况 4 与情况 3 类似, 当 $b_1 \leq a_1 < a_2 \leq b_2$ 时, 由于 $A \subseteq B$, 表示两种区间属性之间存在包含关系, 但此时由于是历史案例 Y_i 的区间包含了目标案例 X_i 的区间, 故表明 X_i 的所有情况在 Y_i 中均有出现, 则区间相似度计算公式如下:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = \begin{cases} \text{其他}, & A \not\subseteq B \\ 1, & A \subseteq B \end{cases} \quad (6)$$

4) 模糊型属性相似度计算

在靠泊案例表示中, 存在一些无法清晰表示的属性如船舶状况, 需要用概念性的、模糊性的属性特征。针对这种模糊属性, 引入模糊数学的概念, 利用隶属函数来计算两个特征属性之间的相似度。两个模糊语言属性之间的相似度利用 PAL 和 SHIU 提出的公式计算^[26]:

$$\text{Sim}(X_i, Y_i) = 1 - \frac{\int_{\min_i}^{\max_i} \int_{\min_i}^{\max_i} f(x)f(y) |x - y| dx dy}{(\max_i - \min_i) \int_{\min_i}^{\max_i} f(x) dx \int_{\min_i}^{\max_i} f(y) dy} \quad (7)$$

2.4 全局相似度计算

案例推理(CBR)中的案例通常由多个属性组成, 每个属性都对应着案例的某个特定方面。在对比案例相似度时, 各个特征的相似度会依据它们对整体相似度的贡献大小分配不同的权重。通过将每个特征的相似度乘以相应的权重, 并汇总所有特征的加权结果, 从而得出两个案例之间的综合相似度。本文设定阈值与目标案例相似度大于 0.7 的案例才能进行案例重用, 计算公式:

$$\text{Sim}(X_0, Y_j) = \sum_{i=1}^m \text{sim}(X_0^i, Y_j^i) \cdot \omega_i \quad (8)$$

2.5 案例重用

案例重用依赖于专家的判断和对相似案例的分析, 但这种方法具有一定的主观性。为降低主观判断的影响, 采用反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)。BPNN, 即 BP 神经网络, 是一种在多层前馈神经网络中广泛应用的学习算法。这种网络由输入层、若干隐藏层以及输出层构成, 能够有效识别和处理复杂的数据模式。利用 BP 神经网络, 将上文识别出的 17 个特征属性和与泊位距离作为模型输入, 将船舶航速控制和靠拢角控制作为模型输出, 可以更客观地分析案例, 提取关键特征, 并据此制定更加准确的辅助靠泊。BP 神经网络模型如下所示:

输入层节点数 m , 隐藏层节点数 k , 输出层节点数 n , 隐藏层节点输入 x_m , 隐藏层节点输出 X_m , 输出层节点输出 Y_n 。输入层与隐藏层之间连接权值 w_{ab} 、阈值 b_{ab} , 隐藏层与输出层之间连接权值 m_{ab} 、阈值 q_{ab} 。

在输入层到隐藏层的正向传播中, 隐藏层节点输出为:

$$X_m = f\left(\sum_{a=1}^m w_{ab}x_m + b_{ab}\right) \quad (9)$$

在隐藏层到输出层的正向传播中, 输出节点输出为:

$$Y_n = f\left(\sum_{m=1}^k m_{ab}X_m + q_{ab}\right) \quad (10)$$

3 实例验证

3.1 案例收集

建立大型船舶靠泊案例库是案例推理模型的基础。在一定限度内, 案例库的案例越丰富, 越能填补知识领域的空缺。因需要获取靠泊计划、水文气象数据和船舶靠泊 AIS 数据等相关信息, 本文选择信息资源比较丰富的深圳港西部港区的蛇口和赤湾集装箱码头泊位作为测试码头, 以集装箱船作为测试船舶, 通过导航综合服务系统、全球潮汐预报、船讯网等服务平台收集数据, 验证研究构建的模型是否可行, 以便向引航员提供合理的靠泊辅助建议。故收集了 45 个靠泊案例。

根据泊位走向将 SCT2、SCT3 划分为泊位区域 I, SCT4、SCT5、SCT6、SCT7 划分为泊位区域 II, SCT8、SCT9 划分为泊位区域 III, CCT12、CCT13、CCT13A 划分为泊位区域 IV, 如图 4 所示, 船舶停靠

每个泊位区域的数量如表3所示。

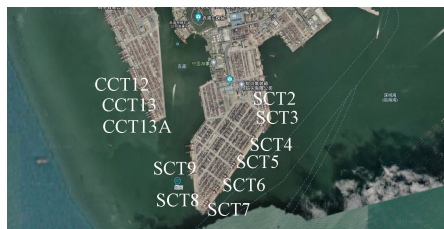


图4 泊位划分情况

Fig. 4 The division of berths

表3 案例收集情况
Tab. 3 Case collection

泊位类型	I	II	III	IV
靠泊案例/个	4	14	9	18

3.2 特征属性赋权

基于专家评分和云模型结合的赋权方法对靠泊案例特征属性领域进行属性赋权。本次基于专家评分法和云模型的赋权过程共收集两轮专家意见,第一轮采用小规模发放,目的在于验证问卷问题设置的合理性和准确性,以确保第二轮大规模发放和回收数据的可行性和可用性。

第一轮共邀请9名引航专家对特征属性的各项重要程度打分,根据专家反馈问题情况和打分结果对问卷进行修改。第二轮采用大规模发放,第二轮发放共回收可用问卷239份,引航专家等级和引航经验年分布分别如图5和6,其中高级引航员113份,一级46份,二级27份,三级53份,大部分都是拥有超过五年引航经验的引航员。

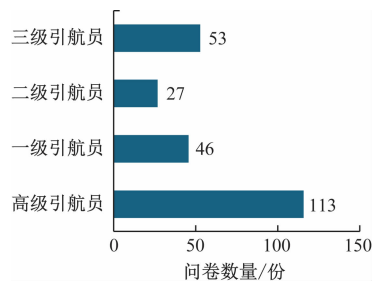


图5 引航员等级分布

Fig. 5 Pilot grade distribution

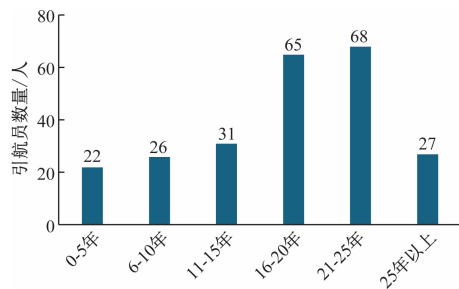


图6 引航员经验年限分布

Fig. 6 Distribution of pilots' years of experience

以属性 A2“船舶宽度”和 B1“风力大小”为例生成云图,如图7和图8所示。此时,云图具有明显的聚集性,说明专家对 A2 和 B1 打分意见相对统一, $x_{A2} = [0.5, 0.7, 0.5, 0.3, \dots, 0.7, 0.6, 0.6]$, $x_{B1} = [0.6, 0.6, 0.5, 0.9, \dots, 0.6, 0.3, 0.6]$ 作为最终评分结果云模型数值特征 $C_{A2}(E_x, E_n, H_e) = [0.6389, 0.1915, 0.0365]$, $C_{B1}(E_x, E_n, H_e) = [0.5289, 0.1642, 0.0236]$ 其中 E_x 为基本特征属性的权重值。按照以上打分方法和云模型确定靠泊案例中特征属性的权重值,如表4所示。

表4 案例特征属性的权重值

Tab. 4 Weights of Feature Attributes for Cases

特征属性	权值	归一化处理	特征属性	权值	归一化处理
A1	0.756 1	0.063 0	B3	0.464 9	0.038 8
A2	0.638 9	0.053 3	B4	0.799 2	0.066 6
A3	0.833 1	0.069 5	B5	0.508 4	0.042 4
A4	0.793 8	0.066 6	B6	0.813 8	0.067 8
A5	0.900 4	0.075 0	B7	0.767 4	0.064 0
A6	0.561 9	0.046 8	C1	0.647 3	0.054 0
A7	0.706 7	0.058 9	C2	0.875 3	0.073 0
B1	0.528 9	0.044 1	D1	0.682 8	0.056 9
B2	0.710 9	0.059 3			

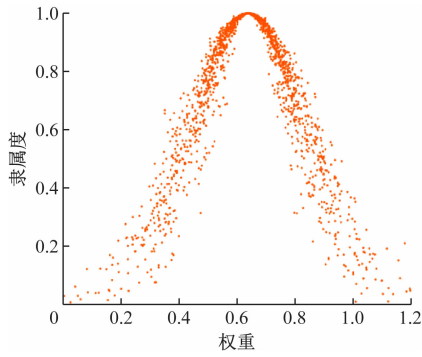


图7 A2云图

Fig.7 Cloud map A2

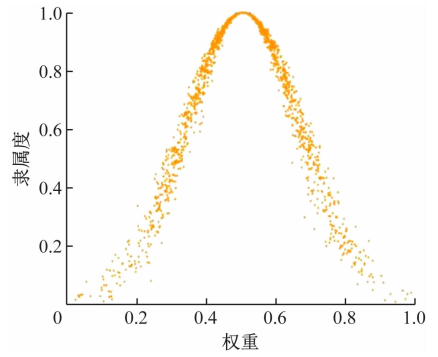


图8 B1云图

Fig.8 Cloud map B1

3.3 案例相似度计算和案例匹配

案例推理基础研究的一般流程,将案例库划分为训练案例和实证案例两个主要部分,实证案例也叫作目标案例。以训练案例为基础,通过案例推理

技术搜寻与目标案例最为相似的训练案例。选取靠泊案例 C9 作为目标案例,相关属性信息可见表 5 目标案例的相关属性。

表5 目标案例 C9 的相关属性

Tab.5 Relevant attributes of target cases

关键属性	参数值	关键属性	参数值
船舶长度 A1/m	396	侧推 A7	艏可用,艉无
船舶宽度 A2/m	59	风力 B1/级	4
船舶吃水 A3/m	15	风向 B2	SE
载重量 A4/t	221 517	浪高 B3/m	0.2
船况 A5/年	10	潮流 B4/(cm/s)	10 ~ 30
船舶类型 A6	集装箱	流向 B5	NNW
潮汐 B6	落潮	航道 C2	铜鼓航道
能见度 B7/km	2.4	疲劳度 D1/次	2
泊位 C1	IV		

根据上文构建的模型和算法,计算各案例与目标案例的相似度。目标案例 C9 的检索结果详见表 6 目标案例 C9 的检索结果。

表6 目标案例 C9 的检索结果

Tab.6 Retrieval results of target case C9

案例编号	案例名称	相似度
29	C29	0.900 3
24	C24	0.886 3
31	C31	0.821 0
21	C21	0.801 1
14	C14	0.794 1
15	C15	0.750 3
26	C26	0.723 6

3.4 基于 BP 神经网络的案例重用

以目标案例 C9 为例,将检索出相似度大于 0.7 的案例 C29、C24、C31、C21、C14、C15 和 C26 案例作为训练样本,在特征属性领域中去掉 A6 和 A7 相同特征值的属性,保留 15 个特征属性和 2 个决策属性进行预测。对于 BP 神经网络,特征属性的节点数为 15,除考虑案例特征属性外,船舶船速和靠拢角控制还和船舶距离泊位的距离密切相关,因此输入节点还应该加入船舶与泊位的距离。故输入节点为 16 个,1 个输出节点。将训练样本的特征属性和泊位距离进行归一化处理,作为训练神经网络的数据集,完成 BP 神经网络模型训练。经多次运行对比后,得到一个优化后各项指标均符合预期的网络,网络训练结果如表 7 所示。

表 7 BP 神经网络预测误差
Tab.7 Prediction error of BP neural network

训练类别		均方误差 (MSE)	平均绝对误差 (MAE)	均方根误差 (RMSE)	决定系数 (R^2)
航速	测试集	0.048 075	0.159 49	0.219 26	0.980 33
	训练集	0.052 744	0.164 42	0.229 66	0.978 11
靠拢角	测试集	0.013 781	0.220 55	0.371 23	0.997 24
	训练集	0.086 811	0.218 06	0.294 64	0.996 25

图 9 中给出了该神经网络模型的航速和靠拢角迭代误差图,在第 264 次迭代航速达到最验证性能,在第 112 次迭代靠拢角达到最验证性能。图 10 中给出 BP 神经网络模型训练得到的训练集和测试集的 50 个随机样本的预测值与实际值的对比情况。图 11 中给出 BP 神经网络模型训练得到的训练集和测试集的 50 个随机样本的预测值与实际值的误差情况。

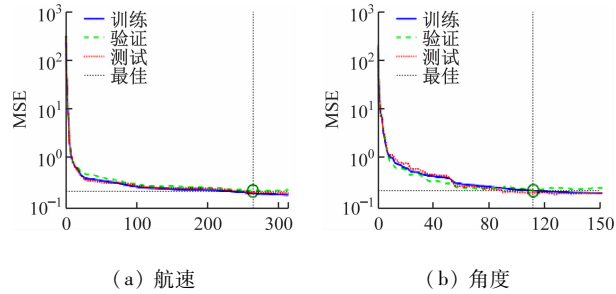


图 9 航速和靠拢角迭代误差

Fig.9 Iterative error plot of speed and berthing angle

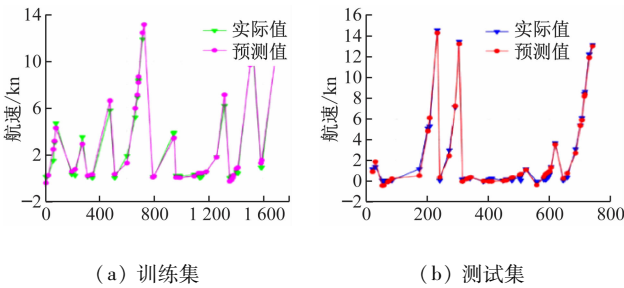


图 10 航速预测值与实际值对比

Fig.10 Comparison of predicted and actual ship speed values

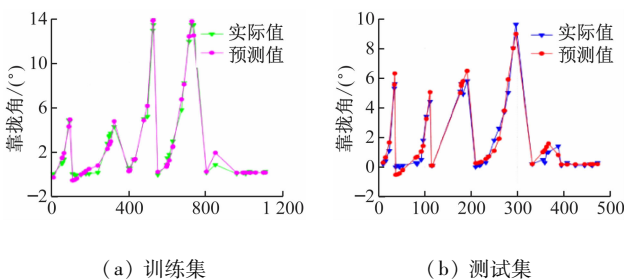


图 11 靠拢角预测值与实际值对比

Fig.11 Comparison of predicted and actual berthing angle values

结果表明,BP 神经网络算法预测结果中的各项误差达到预期的效果。同时,航速训练集的决定系数达到 0.978 11,测试集的决定系数达到 0.980 33,靠拢角训练集的决定系数达到 0.996 25,测试集的决定系数达到 0.997 24,都符合高于 0.7 的经验标准,且均为较高水平,证明该模型可以在船速控制和靠拢角进行案例的重用。

保存上述训练完成的模型,将目标案例 C9 的相关数据输入模型,进行航速控制和靠拢角控制的重用,模型输出航速和靠拢角辅助决策分别如图 12 和图 13 所示。

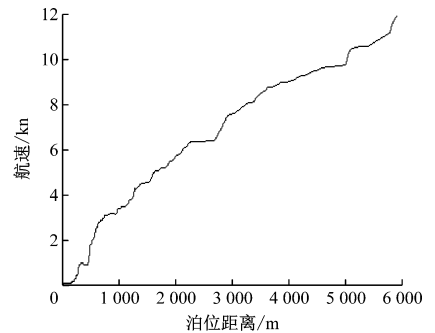


图 12 船速辅助决策

Fig.12 Ship speed decision support

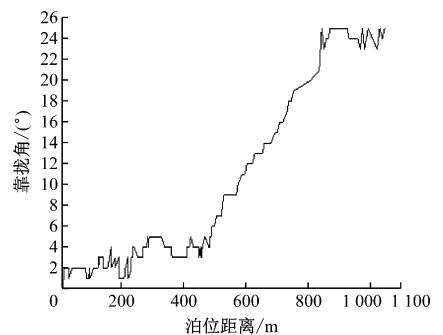


图 13 靠拢角辅助决策

Fig.13 Berthing angle decision support

目标案例 C9 在进港靠泊过程中,其关键点的航速控制、靠泊角度、航向控制如表 8 所示。船舶首先在距离泊位约 4 000 m 的位置开始准备靠泊,此时航速为 9 节,拖船带好后开始减速。随着船舶逐渐接近泊位,航速逐步降低,从 7.6 节逐渐降至 3.5

节,此时距离泊位 1 000 m 左右,与泊位夹角在 23° 航向 357° 左右。在接近泊位过程中,继续减速和根据船位的不同调整入泊角。离泊位约 1 倍船长约 400 m 时航速控制在 1 kn 左右,靠拢角 8° 左右。此

时船速较低,靠拢角的控制依赖拖轮。当距离泊位横距 50 m 左右时,调整船身平行于泊位,在拖轮配合下缓慢将船舶停靠在泊位。

表 8 航速和靠泊角关键节点控制

Tab. 8 Key node control of ship speed and berthing angle

泊位距/m	4 000	3 000	2 000	1 500	1 000	800	600	400	200	100	50
航速/kn	9	7.6	5.8	5	3.5	3.1	2.6	1	0.5	0.3	0.1
靠拢角/ $(^\circ)$	-	-	-	-	23	20	12	8	5	3	0
航向/ $(^\circ)$	-	-	-	-	357	354	346	342	339	337	334

实际案例结果表明:本文构建的 CBR 模型能够对靠离泊辅助决策提供一定支持,能够给如关键点航速控制、靠拢角调整等。这些控制建议有助于引航员和港口管理人员优化操作流程,降低操作风险,提高港口运营效率,同时,基于案例推理的靠离泊辅助可以作为引航员培训的工具。通过检索靠离泊案例,经验不同或等级不同的引航员能够借鉴引航过程中航速控制、靠拢角控制等问题上的经验。

4 结束语

本文针对当前大型船舶靠泊操作中的复杂性和不确定性问题,充分利用案例推理(CBR)技术的优势,将其应用于大型船舶靠泊辅助决策中,构建一种基于 CBR 的大型船舶辅助靠泊决策支持方法。该决策模型能够为引航员和港口管理人员提供靠泊辅助决策,对提升靠泊操作的安全性和效率有一定帮助。

在理论上,设计适用于大型船舶靠离泊辅助决策的 CBR 模型案例重用算法流程,为大型船舶靠泊操作的智能化决策提供新的解决思路和方案。在实践上基于案例推理的靠离泊辅助可以作为引航员培训的工具,引航员通过检索靠泊案例,能够在借鉴引航中积累丰富的操作经验,提高应对突发情况的能力。

本文收集的 45 个靠泊案例,船舶类型较为单一,案例库的规模和多样性有待扩展,需要增加不同类型船舶和不同环境条件下的案例,考虑在没有详细的水文气象数据条件下如何辅助引航员进行决策,增强模型的泛化能力和稳定性。后续可进一步研究根据船舶载重量,风流所占比重进行动态调整,为引航员提供更精确的辅助,也为无人船智能靠泊规划,提供理论基础。

参 考 文 献

[1] 纪晓妍. 基于 CBR 的 AIS 船舶到港时间预测模型研

究[D]. 大连;大连海事大学,2022.

Ji X Y. Research on AIS ship estimated time of arrival model based on CBR [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2022. (in Chinese)

[2] 刘冬. 基于 CBR 的库区海事应急救援辅助决策支持系统研究与实现[D]. 湖北:武汉理工大学,2017.

LIU D. Research and implementation of assistant decision support system for marine emergency rescue in reservoir area based on CBR [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2007. (in Chinese)

[3] 陶肆. 基于 CBR 的航海安全预警方法[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(24): 22-24.

TAO S. Maritime safety early warning method based on CBR[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(24): 22-24. (in Chinese)

[4] ZOU Y Y, ZHANG Y J, KUN L, et al. Case-based reasoning for shipwreck emergency salvage scheme assisted decision[J]. Ocean Engineering, 2023, 278: 1-12.

[5] KOWALSKI Z, MELER-KAPCIA M, ZIELIŃSKI S, et al. CBR methodology application in an expert system for aided design ship's engine room automation [J]. Expert systems with Applications, 2005, 29(2): 256-263.

[6] 吴晞,涂运成,李金纬. 基于 CBR 的船舶避碰决策系统研究[J]. 航海技术, 2004(z1): 124-127.

WU X, TU Y C, LI J W. Research on ship collision avoidance decision-making system based on CBR [J]. Marine Technology, 2004(z1): 124-127. (in Chinese)

[7] 黄颖,李丽娜,李国定. 紧迫危险不可避免碰撞操船决策自动生成方法[J]. 中国航海, 2013, 36(3): 55-60.

HUANG Y, LI L N, LI G D. Automatic manipulation decision generation for imminent danger of inevitable collision[J]. Navigation of China, 2013, 36(3): 55-60. (in Chinese)

[8] 沈丽珺. 基于 CBR 方法的船舶避碰决策支持模型的

- 研究[D]. 上海:上海海事大学,2007.
- SHEN L J. Research on Decision Support Model for Ship Collision Avoidance Based on CBR Method [D]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2007. (in Chinese)
- [9] 周世波,熊振南. 基于案例推理的船舶避碰案例库设计与实现[J]. 中国航海,2012,35(3):71-75.
- ZHOU S B, XIONG Z N. Design and implementation of anti-collision data base with CBR [J]. Navigation of China, 2012,35(3):71-75. (in Chinese)
- [10] 胡宴才,张强,吴恒涛. 大风浪条件下考虑避碰脆弱性的多船避碰决策[J]. 山东交通学院学报,2023,31(1):93-101.
- HU Y C, ZHANG Q, WU H T. Multi-vessels collision avoidance decisions considering the vulnerability of collision avoidance under heavy storm wave[J]. Journal of Shandong Jiaotong University,2023,31(1):93-101. (in Chinese)
- [11] 黄泽洋,邵哲平,潘家财,等. 基于 AIS 的大型船舶靠泊航速分布规律[J]. 中国航海,2016,39(2):55-58.
- HUANG Z Y, SHAO Z P, PAN J C, et al. Distribution law of large vessel berthing speed based on AIS data [J]. Navigation of China, 2016,39(2):55-58. (in Chinese)
- [12] 陈海波. 进江大型海轮顺流靠泊操纵探讨[C]//中国航海学会内河海事专业委员会 2021 年学术年会优秀论文集. 南京:长江引航中心南京引航站,2021.
- CHEN H B. Discussion on the berthing maneuvering of large sea vessels entering the river [C] // Outstanding Papers of the 2021 Academic Annual Conference of the Inland Waterway Maritime Professional Committee of the Chinese Institute of Navigation. Nanjing: Nanjing Pilot Station of Yangtze River Pilot Center, 2021. (in Chinese)
- [13] 潘国华. 大风浪时大型集装箱船安全靠、离泊的思考[J]. 航海技术,2006(4):20-22.
- PAN G H. Thoughts on the safe docking and unberthing of large container ships in strong winds and waves [J] Marine Technology,2006(4):20-22. (in Chinese)
- [14] KHAN R U, YIN J B, MUSTAFA F S, et al. Risk assessment for berthing of hazardous cargo vessels using Bayesian networks[J]. Ocean & Coastal Management, 2021, 210:105673.
- [15] KUZU A C, AKYUZ E, ARSLAN O. Application of Fuzzy Fault Tree Analysis (FFTA) to maritime industry: a risk analysing of ship mooring operation [J]. Ocean Engineering, 2019, 179:128-134.
- [16] GRÜNEFELD U, STRATMANN T C, BRUECK Y, et al. Investigations on container ship berthing from the pilot's perspective: accident analysis, ethnographic study, and online survey[J]. TransNav the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, 2018, 12(3):493-498.
- [17] SCHANK R C. Dynamic memory: a theory of reminding and learning in computers and people [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 1982.
- [18] KHAN R U, YIN J B, MUSTAFA F S, et al. Factor assessment of hazardous cargo ship berthing accidents using an ordered logit regression model [J]. Ocean Engineering, 2023, 284:115211.
- [19] GOKSU S, ARSLAN O. A quantitative dynamic risk assessment for ship operation using the fuzzy FMEA: the case of ship berthing/unberthing operation [J]. Ocean Engineering, 2023, 287: 1-18.
- [20] 戴官全,杨神化,王宗开. 基于模拟实验数据的靠泊风险指标确权方法[J]. 集美大学学报(自然科学版),2020,25(3):187-193.
- DAI G Q, YANG S H, WANG Z K. The method of determining the weight of berthing risk index based on simulation experimental data [J]. Journal of Jimei University(Natural Science) 2020, 41(1):57-63. (in Chinese)
- [21] 李壮,胡甚平,高郭平,等. 不同潮流时段船舶靠泊作业风险贝叶斯决策模型[J]. 上海海事大学学报,2020,41(1):57-63.
- LI Z, HU S P, GAO G P, et, al. Bayesian decision-making model for ship berthing operation risk in different tide periods [J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2020, 41(1):57-63. (in Chinese).
- [22] LIN B, ZHENG M, CHU X, et al. A novel method for the evaluation of ship berthing risk using AIS data[J]. Ocean Engineering, 2024, 293: 1-12.
- [23] ÖZTÜRK O B, KARTAL S E, AYDIN M. Investigating the influence of human errors in master-pilot information exchange on maritime accident risk during pilotage[J]. Ocean Engineering, 2024, 305: 1-12.
- [24] 李佑兴,朱齐茂. 大风天气下大型船舶靠泊拖轮配置研究和应用[J]. 中国水运,2023(3):124-126.
- LI Y X, ZHU Q M. Research and application of tugboat configuration for berthing of large ships in windy weather [J]. China Water Transport, 2023(3):124-126. (in Chinese)
- [25] 李德毅,孟海军,史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展,1995(6):15-20.
- LI D Y, MENG H J, SHI X M. Membership clouds and membership cloud generators [J]. Journal of Computer Research and Development, 1995(6):15-20. (in Chinese)
- [26] PAL S K, SHIU S C K. Foundations of soft case-based reasoning[M]. Hoboken:John Wiley & Sons, 2004.