

基于拓扑图序列的多船会遇相似场景辨识方法研究

刘克中^{1,2,3*}, 宋翊宁^{1,2}, 袁志涛^{1,2,3}, 王伟强^{1,2}

(1. 武汉理工大学 航运学院, 湖北 武汉 430063;

2. 武汉理工大学 水路交通控制全国重点实验室, 湖北 武汉 430063;

3. 武汉理工大学 内河航运技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430063)

摘要:针对多船会遇场景相似性难以量化和识别的问题,提出一种基于拓扑图序列的多船会遇相似场景识别方法。首先,从船舶自动识别系统(AIS)数据中提取多船会遇场景,并构建表征船舶交互关系的拓扑图序列模型;其次,设计两阶段相似场景识别算法,对拓扑图序列进行相似度计算与筛选,从而实现多船会遇相似场景的识别。以宁波舟山港水域为例,从一个月的AIS数据中提取2 898个多船会遇场景,并选取其中占比较高的两类典型场景进行试验验证。根据会遇特征参数对识别结果进行对比分析。试验结果表明,所识别的相似会遇场景在动态演化特征上与原始场景具有较高一致性,该方法能够有效识别具有相似会遇关系的多船会遇场景,验证了其在多船会遇场景相似性度量中的可行性与有效性。研究结果可为多船会遇场景下的避碰决策与会遇风险分析提供参考依据。

关键词:多船会遇场景;相似场景辨识;拓扑图;图序列相似度

中图分类号:U675.96

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.002

Research on similar scenario recognition method for multi-ship encounter based on topological graph sequence

LIU Kezhong^{1,2,3*}, SONG Yining^{1,2}, YUAN Zhitao^{1,2,3}, WANG Weiqiang^{1,2}

(1. School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China;

2. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety, Wuhan University of Technology,

Wuhan 430063, China; 3. Hubei Key Laboratory of Inland Shipping Technology,

Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: To address the difficulty in quantitatively measuring and recognizing the similarity of multi-ship encounter scenarios, a similarity-based recognition method for multi-ship encounter scenarios based on topological graph sequences is proposed. First, multi-ship encounter scenarios are extracted from Automatic Identification System (AIS) data and represented using a topological graph sequence-based model that characterizes ship interaction relationships. Then, a two-stage similarity recognition algorithm is designed to calculate the similarity between graph sequences and identify similar encounter scenarios. Taking the waters of Ningbo-Zhoushan Port as a case study, 2,898 multi-ship encounter scenarios are extracted from one month of AIS data, and two typical scenario types with higher proportions are selected for experimental validation. The recognition results are comparatively analyzed based on encounter feature parameters. Experimental results show that the identified similar scenarios exhibit dynamic evolution characteristics highly consistent with those of the original scenarios, and the proposed method can effectively recognize multi-ship encounter scenarios with similar encounter

收稿日期:2025-02-20

基金项目:国家自然科学基金重点项目(52031009)资助

作者简介:刘克中(1976—),男,教授,博士,研究方向为水路交通安全保障、船舶无线感知研究。*通信作者:kzliu@whut.edu.cn

引用格式:刘克中,宋翊宁,袁志涛,等.基于拓扑图序列的多船会遇相似场景辨识方法研究[J].中国航海,2026,49(1):18-28.

LIU K Z, SONG Y N, YUAN Z T, et al. Research on similar scenario recognition method for multi-ship encounter based on topological graph sequence[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 18-28. (in Chinese)

relationships. This demonstrates the feasibility and effectiveness of the proposed method for similarity measurement of multi-ship encounter scenarios. The findings can provide a reference for collision avoidance decision-making and encounter risk analysis in multi-ship encounter scenarios.

Key words: multi-ship encounter scenario; similar scenario recognition; topological graph; graph sequence similarity

在交通繁忙的通航水域常出现多艘船舶会遇的情况,该类复杂的船舶会遇场景往往会给船舶避碰带来困难。针对此问题,一种有效的手段是从历史相似场景中学习良好的避碰习惯^[1],其核心是会遇场景的提取和相似场景的辨识。从船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)数据中提取船舶会遇场景并对相似的场景进行分析比对,船舶可借鉴他人的经验和决策,采取相应的避碰措施。

当前关于船舶会遇场景的研究得到广泛的关注。马杰等^[2]基于两船相对距离和航向差提出基于改进支持向量机的辨识会遇态势模型,对船舶会遇态势进行有效识别。江龙晖等^[3]通过计算船舶相对运动参数,并根据避碰规则和航海实践经验提取船舶会遇场景。RONG等^[4]提出基于改进滑动窗口算法的会遇场景提取方法,根据船舶轨迹自动识别船舶的操纵行为。张金奋等^[5]根据船舶轨迹识别会遇场景,并实现船舶碰撞风险的实时量化。WANG等^[6]提出数据驱动的航行态势聚类模型,将船舶会遇情况分为普通会遇场景和特殊会遇场景。ZHANG等^[1]根据船舶会遇特征构建船舶会遇识别模型,设计避碰行为提取算法并建立行为知识库。上述研究多集中于对会遇场景的辨识和提取,关于会遇场景间相似性度量的研究相对较少,不利于制定精确和有效的避碰策略。因此,探索和开发多船会遇场景的相似度量方法是十分必要的。

基于以上分析,提出基于拓扑图序列的多船会遇相似场景辨识方法。先引入拓扑图模型,将会遇场景以多张拓扑图组成的图序列来表示,实现多船会遇场景的提取;进而设计两阶段的相似场景辨识算法进行场景相似性度量:第一阶段是将图序列的代表拓扑图作为输入,使用图卷积神经网络(Graph Convolutional Network, GCN)^[7]模型进行场景的整体辨识;第二阶段是通过图序列基于其图结构进行分层辨识,从而完成多船会遇相似场景辨识。具体研究流程见图1。

1 多船会遇场景提取

1.1 多船会遇场景定义

结合目前有关研究成果^[8,9],将多船会遇局面定义为:当3艘及以上数量的船舶互相靠近时,在某一时刻任意船舶均与至少1艘船舶形成会遇,则构

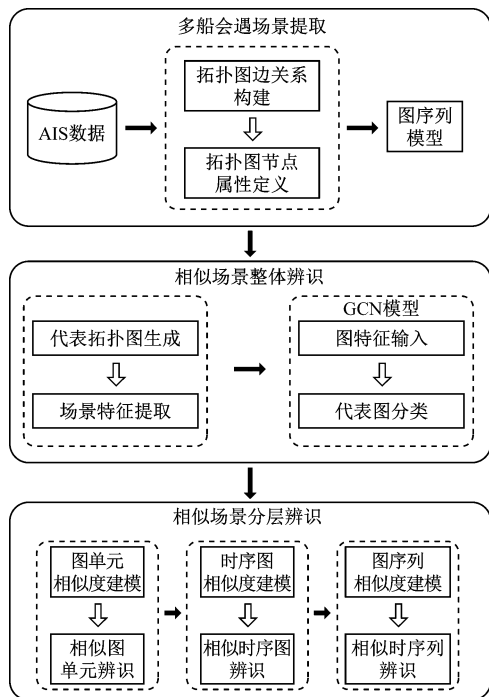


图1 研究流程

Fig. 1 Research flowchart

成多船会遇局面。将多船会遇场景定义为连续的船舶会遇局面按时间顺序的组合。对于场景中最早的多船会遇局面所包含的船舶(这里记为 S_s),将其形成会遇的时刻记为多船会遇场景的起始时刻;对于起始时刻会遇局面中的船舶 S_i ,如果在某一时刻有至少1艘船舶 S_i ($S_i \in S_s$)不与 S_s 中另外的船舶构成会遇关系,则将这一时刻记为场景的结束时刻;场景的持续时长即起始时刻到结束时刻的持续时间。

1.2 多船会遇拓扑图序列构建

用拓扑图模型刻画会遇场景内每一时刻船舶间的相互作用,将船舶信息和会遇关系作为拓扑图的节点特征和边属性,并将该类带有时空信息的拓扑图定义为时序图;用多张时序图按时间顺序组合来表征场景内船舶会遇的动态变化,并将该类组合定义为图序列。^[10-11]多船会遇场景图序列构建流程见图2。

1.2.1 拓扑图边关系构建

采用相对距离、最近会遇距离(Distance to Closest Point of Approach, d_{CPA})和最短会遇时间(Time to Closest Point of Approach, t_{CPA})等3个会遇特征参数进行船舶间会遇关系的判断。在 t 时刻,

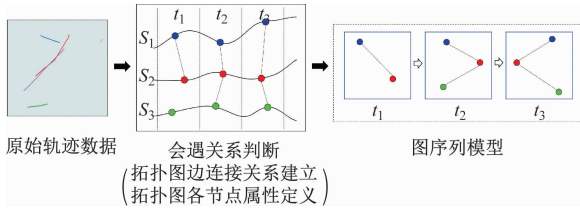


图2 多船会遇场景图序列构建流程

Fig. 2 Multi-ship encounter scenario graph sequence construction process

当 i 船和 j 船之间的会遇特征参数均满足阈值时,则判断其在当前时刻构成会遇关系。在 t 时刻船舶间相对距离 d_t 计算为

$$d_t = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (1)$$

式(1)中: x_j, y_j, x_i, y_i 分别为 i 船和 j 船在 t 时刻的位置信息。

根据相对距离 d_t 可计算两船在 t 时刻的 d_{CPA_t} 和 t_{CPA_t} 为

$$d_{CPA_t} = d_t \times \sqrt{1 - \cos^2 \theta_t} \quad (2)$$

$$t_{CPA_t} = \frac{|d_t \times \cos \theta_t|}{v_t} \quad (3)$$

式(3)中: v_t 为 i 船和 j 船在 t 时刻相对速度; $\cos \theta_t$ 为两船连线与相对速度夹角的余弦,其计算为

$$v_t = \sqrt{(v_j \times \sin \alpha_j - v_i \times \sin \alpha_i)^2 + (v_j \times \cos \alpha_j - v_i \times \cos \alpha_i)^2} \quad (4)$$

$$\cos \theta_t = \frac{(x_j - x_i) \times (v_j \times \sin \alpha_j - v_i \times \sin \alpha_i)}{d_t \times v_t} + \frac{(y_j - y_i) \times (v_j \times \cos \alpha_j - v_i \times \cos \alpha_i)}{d_t \times v_t} \quad (5)$$

式(4)和式(5)中: α_i, α_j 分别为 t 时刻的两船航向。

1.2.2 节点属性定义

选择移动通信业务标识 (Maritime Mobile Service Identification, MMSI) 和船舶类型作为拓扑图的节点特征,并将拓扑图用无向图 $G = (X, E)$ 表示,其中: X 为图 G 的节点集,包含船舶信息和当前图所包含船舶的数量; E 为边集,包含船舶间的会遇关系。

1.2.3 场景图序列构建

通过计算 Jaccard 系数^[12]判断其所属的会遇场景:当两图的 Jaccard 系数大于阈值时,则表明其存在于相同的会遇场景内。其计算为

$$J(X_1, X_2) = \frac{|X_1 \cap X_2|}{|X_1 \cup X_2|} \quad (6)$$

式(6)中: X_1 和 X_2 分别为拓扑图 G_1 和 G_2 的节点集,通过计算两节点集所含节点特征(MMSI、船舶类型)的相似程度来计算两拓扑图之间的相似性。根据相关研究^[12-13],阈值通常取 0.4 ~ 0.8,具体阈值的设置需通过试验对比分析后选择。

将属于同一场景的拓扑图聚类,构建出表示完整场景的图序列模型 $C = (Y, S)$,其中: Y 为 C 的图序列特征,包括场景的持续时长、起始时刻; S 为 C 所包含的时序图数量。

2 多船会遇相似场景辨识

基于上述对多船会遇场景的定义,将多船会遇相似场景定义为:2 个场景所包含的船舶数量、持续时长相近;场景中对对应船舶的会遇特征变化情况相似,以此开展对相似场景的辨识。

2.1 相似场景整体辨识

图卷积神经网络 (Graph Convolutional Network, GCN) 是用于处理图结构数据的深度学习模型^[7],通过对场景图序列拓扑关系进行压缩,生成表征整个场景的代表拓扑图作为输入;进而采用 GCN 模型对代表拓扑图进行图分类,根据输出的图类别概率分布判断代表图所属类别,从而实现衡量场景整体拓扑关系的相似性。采用 GCN 分类流程见图 3。

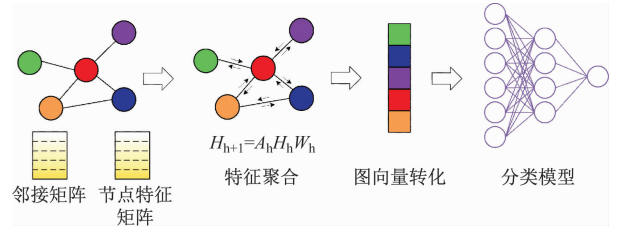


图3 图卷积神经网络分类流程

Fig. 3 GCN classification process

由图 3 可知:其核心是将图表示为节点和边的集合,进而利用图卷积层来对节点特征进行传递和提取,实现对节点特征的高效学习和图结构分析。

2.1.1 GCN 模型构建

对于使用的图卷积网络模型 $f(X, A)$,其具有如下逐层传递规则^[14]:

$$\mathbf{H}^{(h+1)} = \text{ReLU}(\widehat{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \widehat{\mathbf{A}} \widehat{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}^{(h)} \mathbf{W}^{(h)}) \quad (7)$$

式(7)中: $\mathbf{H}^{(h)}$ 为第 h 层的输出特征,且 $\mathbf{H}^{(0)} = \mathbf{X}$,而 \mathbf{X} 为图 G 的输入特征; $\widehat{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \mathbf{I}_N$, \mathbf{A} 为 G 的邻接矩阵, \mathbf{I}_N 为单位矩阵; $\widehat{\mathbf{D}}$ 为图的度矩阵,在无向图中 $\widehat{\mathbf{D}}$ 等于与顶点相连的边数量; $\mathbf{W}^{(h)}$ 为 h 层的可训练权重矩阵; $\text{ReLU}(\dots)$ 为激活函数。

2.1.2 输入数据集构建

1) 代表拓扑图生成。场景代表拓扑图生成流程见图 4。由图 4 可知:通过对场景中所有时序图

的点、边并集进行聚合,可得到包含场景内所有图结构的代表拓扑图,来概括整个场景的变化。

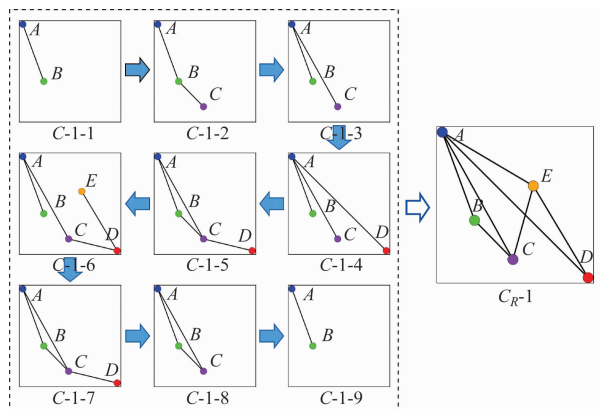


图4 场景代表图生成示意

Fig.4 Schematic of scenario representation graph generation

2) 场景特征信息提取。

① 图邻接矩阵。通过提取代表图的邻接矩阵^[14]来完成对场景内船舶会遇关系的提取。对于图4生成的场景代表图 C_R-1 ,其邻接矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

② 图节点特征矩阵。对于拓扑图的每个节点 i 都有 N 个特征,记为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$ 。将移动通信业务标识(Maritime Mobile Service Identification, MMSI)和船舶类型作为节点特征输入,则图4中场景代表图的节点特征矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \\ x_{31} & x_{32} \\ x_{41} & x_{42} \\ x_{51} & x_{52} \end{bmatrix} \quad (9)$$

2.1.3 GCN 模型训练

为精确控制模型参数的更新并加快收敛速度,根据数据集的规模和模型的复杂度,设置每个批次处理30个样本(batch-size=30),并进行500次迭代(epoch=500),同时,dropout层丢弃概率 p 取0.5,采用10折交叉验证(N -fold=10)的方法进行训练。经过训练,确定模型的最佳学习率为0.001。

在训练过程中,绘制模型的准确率曲线和损失函数曲线分别见图5和图6。

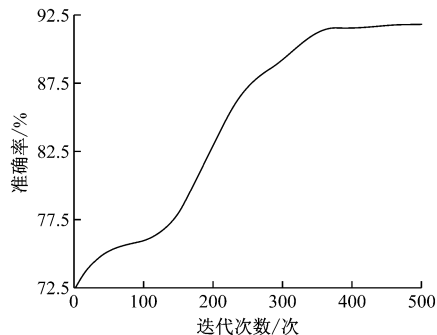


图5 GCN 模型的准确率曲线

Fig.5 GCN model accuracy curve

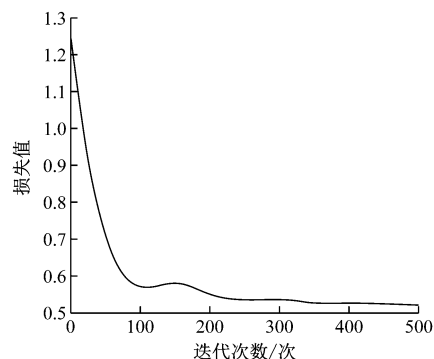


图6 GCN 模型损失函数曲线

Fig.6 GCN model loss function curve

由图5和图6可知:模型在迭代350次时开始展现出最佳性能,准确率稳定超90%,同时损失曲线也显示出平稳的趋势,波动范围较小,表明模型具有良好的稳定性和优异的性能。

2.2 相似场景分层辨识

提出基于图结构的会遇场景分层辨识算法来实现对场景内部状态的精确辨识,对图序列模型按图结构拆分成图单元、拓扑图和图序列等3层结构,通过分层计算3层图结构的相似度来逐层衡量动态图模型之间的相似性,完成相似场景的辨识。会遇场景分层辨识算法流程见图7。

2.2.1 相似图单元辨识

1) 图单元相似度。拓扑图的内部结构可通过节点、边的属性和连接方式等因素来表示^[15],故用多个图单元的组合来表示时序图的内部结构。

① 图单元。图单元是时序图内部结构的部分表示,1个图单元 S 由源节点 t_0 和多个邻接节点 t_i 组成,用 $S = \{t_0, t_1, \dots, t_n\}$ 表示;其中节点属性 $t \in \{6, 7, 8\}$ 表示船舶类型(6为客船、7为一般货船、8为油船)。时序图 G_{AB} 的图单元提取流程见图8。

由图8可知:将 $G_{AB} = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$ 所含的每个节点依次作为源节点提取图单元得到 $S_1 = \{6, 7,$

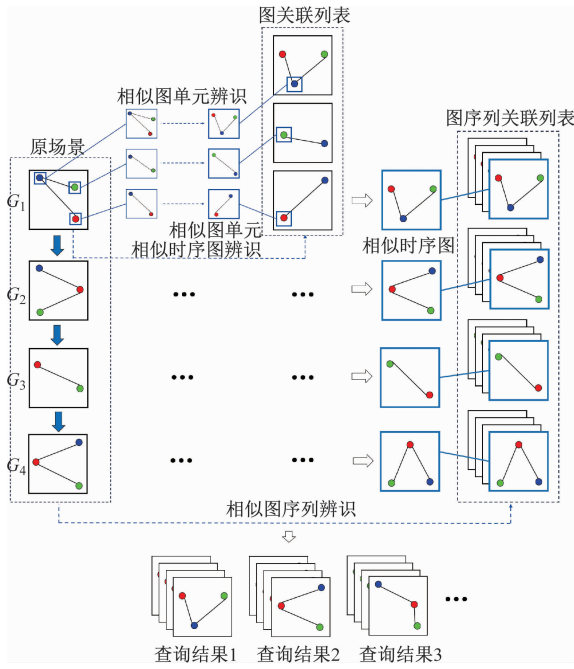


图7 会场场景分层辨识算法流程

Fig.7 Hierarchical matching algorithm process

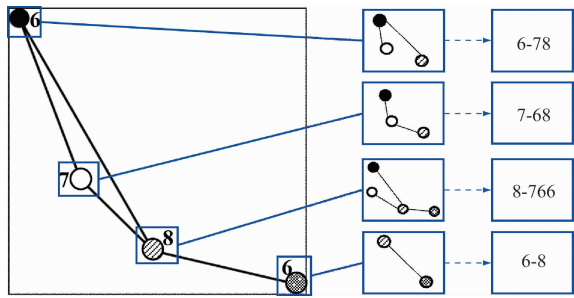


图8 图单元提取流程

Fig.8 Graph unit extraction process

$S_1 = \{6, 7, 8\}$ 、 $S_2 = \{7, 6, 8\}$ 、 $S_3 = \{8, 7, 6, 6\}$ 、 $S_4 = \{6, 8\}$ 共4个图单元,由于图单元中邻接节点的顺序不影响结果,故暂不考虑。

② 图单元相似度。根据上述对图单元的定义可知,若拓扑图内部图单元的相似程度越高,则两图更相似。选择节点属性和节点间连接情况作为图单元的要素来进行图单元相似度的计算。对于2个图单元 S_q 和 S_i 其图单元相似度定义为

$$d(S_q, S_i) = \begin{cases} 4|T_q| - 2|T_i| - (\delta_i + \zeta_E) + Y(t_{0q}, t_{0i}), & |T_i| \leq |T_q| \\ 4|T_i| - 2|T_q| - (\delta_i + \zeta_E) + Y(t_{0q}, t_{0i}), & |T_i| > |T_q| \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: T_q 和 T_i 分别为 S_q 和 S_i 的邻接节点数; δ_i 为两图单元所共有的邻接节点数; ζ_E 为两图单元所共有的边数,其计算为

$$\zeta_E = \min\{E_q, E_i\} \quad (11)$$

$Y(t_{0q}, t_{0i})$ 为两图单元源节点 t_{0q} 、 t_{0i} 的相似度,其计算为

$$Y(t_{0q}, t_{0i}) = \begin{cases} 0, & t_{0q} = t_{0i} \\ 1, & t_{0q} \neq t_{0i} \end{cases} \quad (12)$$

例如,对于图8中的图单元 $S_1 = \{6, 7, 8\}$ 和 $S_2 = \{7, 6, 8\}$: $T_1 = 2$ 、 $T_2 = 2$; $\delta_i = 1$; $\zeta_E = 2$; 其单元相似度 $d(S_q, S_i) = 8 - 4 - (1 + 2) + 1 = 2$ 。

2) 图单元辨识算法。通过将查询图单元 S_i 与数据库中所有图单元进行相似度计算并筛选,得到具有最小距离的图单元队列,再通过自适应的评价分数 θ 剔除队列中距离小于 θ 的图单元,以此来筛选数据库中与查询图单元可能具有相似性的图单元。评价分数 θ 的计算方法为

$$\theta = \begin{cases} 4|T_q| - 2|T_i| - \delta_i, & |T_i| \leq |T_q| \\ 4|T_i| - 2|T_q| - \delta_i, & |T_i| > |T_q| \end{cases} \quad (13)$$

2.2.2 相似时序图辨识

1) 时序图相似度。每张时序图本质上是由图单元组成的无序集合,因此,将图相似度的计算看作求解两个图单元集合的最佳分配。时序图 G_q 、 G_i 间相似度计算为

$$D(G_q, G_i) = \min \sum_i \sum_j W_{i,j} X_{i,j} \quad (14)$$

式(14)中: $W_{i,j}$ 为权重矩阵; $X_{i,j}$ 为布尔矩阵。图相似度计算示意图9。

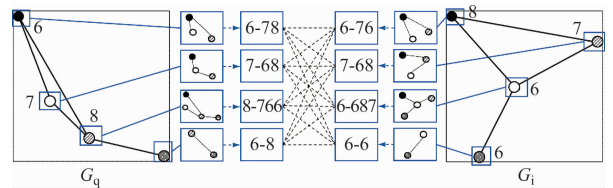


图9 图相似度计算示意图

Fig.9 Graph similarity calculation schematic

求解最佳匹配问题的核心是求得权重矩阵 $W_{i,j}$, 根据图9求得的权重矩阵见图10。

	678	768	8766	68
876	2	2	4	6
768	2	0	6	5
6687	4	5	2	8
66	5	5	8	1

图10 权重矩阵

Fig.10 Weight matrix

根据图10中的权重矩阵,用匈牙利算法^[16]求解可得 G_q 、 G_i 的图相似度 $D(G_q, G_i) = 2 + 0 + 2 +$

1 = 5。

2) 时序图辨识算法。

① 图关联列表。对于时序图 $G_q = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$, $M \in N$, 每个图单元 S_i 都可通过图单元辨识算法找到其相似图单元队列, 记为 $S_i = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, $m \in N$, 故 G_q 可得到 M 个相似图单元队列; 根据队列中的元素从数据库中找到包含该相似图单元的时序图, 从而筛选出与查询图 G_q 可能存在相似关系的 L 张时序图, 并以此构成图关联列表 $L_{G_q} = \{G_1, G_2, \dots, G_L\}$, 作为相似时序图辨识的基础。

② 相似时序图辨识算法。将 G_q 与关联列表中每张时序图进行相似度计算并筛选, 并基于评价分数 η 得到符合条件的相似图队列。评价分数 η 的计算公式为

$$\eta = \sum_{q=1}^M d(S_q, S_i) \quad (15)$$

式(15)中: S_q 为查询图 G_q 的第 q 个图单元; S_i 为相似图队列中当前图 G_i 的图单元, 若 S_i 是 S_q 的相似单元, 则计算其单元相似度并累加; η 为两图所含相似图单元的数量。

2.2.3 相似图序列辨识

1) 图序列相似度。包含 n 张图的图序列 $C_q = \{G_{q1}, G_{q2}, \dots, G_{qn}\}$ 可视为由多个时间切片组成的时间序列, 因此, 将度量图序列的相似性看作计算时间序列相似度问题, 故引入动态时间规整 (Dynamic Time Warping, DTW)^[17] 来定义图序列之间的相似度。对于 2 个图序列 $C_q = \{G_{q1}, G_{q2}, \dots, G_{qn}\}$ 和 $C_i = \{G_{i1}, G_{i2}, \dots, G_{ik}\}$, 其图序列相似度计算为 $\lambda(C_q, C_i) =$

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n D(G_{qj}, G_{i1}), & k = 1 \\ \sum_{j=1}^k D(G_{q1}, G_{ij}), & n = 1 \\ D(G_{q1}, G_{ik}) + \min \left\{ \begin{array}{l} \lambda(C_{q-1}, C_i), \\ \lambda(C_q, C_{i-1}), \\ \lambda(C_{q-1}, C_{i-1}) \end{array} \right\}, & \text{other} \end{cases} \quad (16)$$

2) 图序列辨识算法。提出相似图序列辨识算法: 对于图序列 $C_q = \{G_{q1}, G_{q2}, \dots, G_{qn}\}$, 先通过时序图辨识算法找到 n 个相似时序图队列, 根据队列内的时序图构成图序列关联列表; 进而将 C_q 遍历关联列表, 并基于评价分数 ω 得到相似图序列队列。评价分数 ω 为

$$\omega = \sum_{j=1}^k D(G_{qn}, G_{ij}) \quad (17)$$

式(17)中: G_{qn} 为查询图序列 C_q 的第 n 张时序图; ω 为两图序列所含相似时序图的数量情况。

3 试验结果与分析

3.1 数据预处理

宁波舟山港北部港区交通状况复杂、船舶密度大, 经常会发生多船相遇的情景, 可为研究多船会遇场景提供大量样本, 故选取该水域为研究区域见图 11。

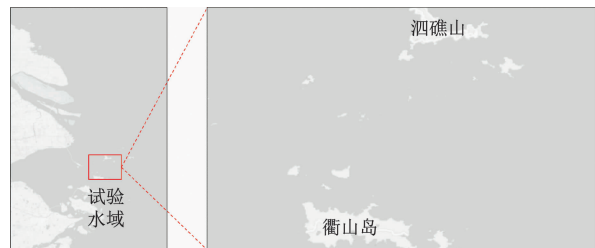


图 11 研究水域范围

Fig. 11 Experimental water area

研究收集 2024 年 1 月的 AIS 数据并进行预处理, 保留速度在 2 ~ 20 kn 的客船、一般货船和油船, 剔除渔船、锚泊船舶等信息。经处理后, 最终试验数据包括 2 077 796 条 AIS 信息共 3 531 艘船。

3.2 超参数

3.2.1 时间切片阈值

为保证会遇场景的连续性, 随机选取 30 艘船统计其 AIS 数据报文的平均传送时间, 统计结果见图 12。

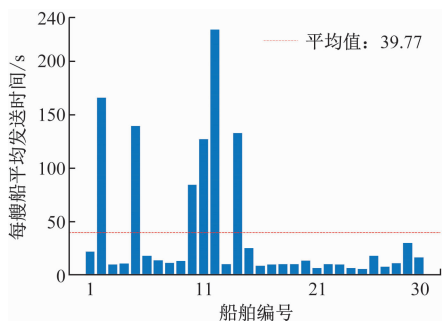


图 12 AIS 报文平均传送时间统计

Fig. 12 The statistics of AIS message average transmission time

由图 12 可知: 大多数船舶的 AIS 报文传送时间小于平均值, 故取 10 s 为时间切片阈值, 以保证所提取场景的连续性。

3.2.2 会遇特征参数阈值

根据上述船舶会遇相关研究^[7-9], 判定船舶间若满足以下标准则构成会遇关系:

- 1) 相对距离 $S < 2$ n mile;
- 2) $d_{CPA_i} < 1$ n mile;

3) $t_{CPA_i} > 0 \text{ min}$ 。

3.2.3 Jaccard 系数阈值

每个场景中包含的图数量及提取获得的场景总数是从 AIS 数据中提取船舶会遇场景时需要重点关注的 2 个指标:场景数量过高会导致每个场景所包含的拓扑图减少,不能完整表征会遇情况;场景拓扑图数量的标准差反映不同场景内拓扑图数量的差异情况,标准差越低则表示提取出的每个场景所包含拓扑图数量越相近,使每个场景都能依靠足够的拓扑图来完整表征会遇情况。故统计每个场景包含拓扑图数量的标准差以及场景总数随阈值的变化情况,统计结果见图 13。

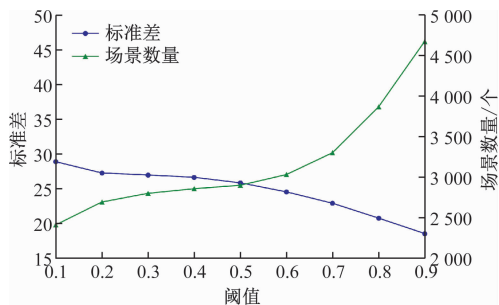


图 13 场景数量、场景图数量标准差随阈值变化

Fig. 13 Variation of standard deviation of the number of scenarios, number of scenario graphs with threshold value

由图 13 可知:提取的场景数量与阈值成正比,场景包含拓扑图数量的标准差与阈值成反比,故取阈值为 0.5,以保证提取结果的有效性。

3.3 场景提取结果分析

从数据集中提取共 2 898 个会遇场景,并根据会遇场景内的最大船舶数量进行统计划分,场景提取结果统计见表 1。

表 1 场景提取结果统计

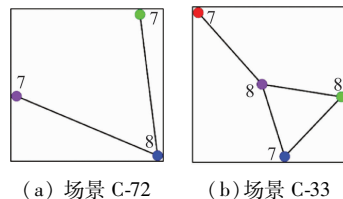
Tab. 1 Statistics of scenario extraction results

场景内最大船舶数量/艘	占比/%
2	64.9
3	20.9
4	6.4
5	3.5
6	4.3

3.4 相似场景辨识结果分析

3.4.1 整体辨识结果

根据提取结果,选择多船场景中较多的 3 船、4 船场景进行辨识。试验场景见图 14。



(a) 场景 C-72 (b) 场景 C-33

图 14 试验场景

Fig. 14 Experimental scenario

进行整体辨识的分类结果生成 3 个类别,场景 C-33 和场景 C-72 的整体辨识概率分布见表 2。

表 2 原场景整体辨识概率分布

Tab. 2 Scenario overall matching probability distribution

场景代号	类别 1	类别 2	类别 3
C-33	0.443 7	0.229 5	0.326 8
C-72	0.003 0	0.314 6	0.682 4

根据表 2 中的概率分布将场景 C-33 划分到类别 1,将场景 C-72 划分到类别 3;为验证整体辨识的有效性,基于式(16)将 C-33、C-72 分别与 3 个类别中的所有场景进行图序列相似度(即图序列之间的距离,距离越大表示相似程度越小)计算,得到的不同类别场景相似度比较见图 15。

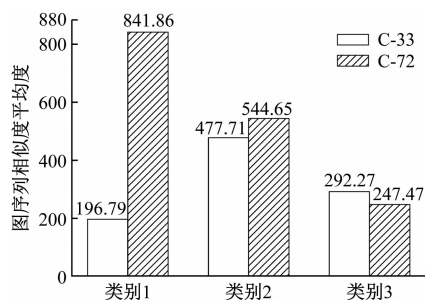


图 15 不同类别场景相似度比较

Fig. 15 Comparison of similarity between different categories

由图 15 可知:整体辨识结果中属于同类别的场景与试验场景的图序列相似度平均值更低,说明属于同一类别的场景具有相似的结构,验证整体辨识分类结果的有效性。

3.4.2 分层辨识结果

根据上述整体辨识算法分类的结果,将场景类别 1、3 分别作为 2 个试验场景的数据库;对其中场景的图结构进行统计,并以此构建节点属性索引列表和图单元索引列表分别见表 3 和表 4,作为分层辨识的基础。基于上述列表,对试验场景进行相似图单元辨识可分别得到对应的图关联列表分别见表 5 和表 6。通过遍历图关联列表进行相似时序图辨识,可得到 2 个场景中每张图的相似时序图,并以此

建立图序列关联列表分别见表 7 和表 8。

表 3 节点属性索引列表

Tab. 3 List of node attribute indexes

邻接节点属性	涉及图单元	出现频次
船舶类型 6 [#]	76	1
	686	1
	776	1
	⋮	⋮
船舶类型 7 [#]	776	1
	777	2
	878	1
	⋮	⋮
船舶类型 8 [#]	686	1
	878	1
	887	1
	⋮	⋮

注:涉及图单元为该图单元存在对应属性的邻接节点,出现频次为该邻接节点在该图单元中数量。

表 4 图单元索引列表

Tab. 4 List of graph unit indexes

图单元结构	涉及时序图代号	出现频次	
678	C-109-1	1	
	C-159-1	1	
	C-249-1	1	
	⋮	⋮	
788	C-33-1	1	
	C-45-1	1	
	C-49-1	1	
	⋮	⋮	
⋮	⋮	⋮	
	877	C-18-1	1
	C-72-1	1	
	C-397-1	1	
⋮	⋮	⋮	

注:涉及时序图为该时序图中包含该图单元的结构,出现频次为该图单元在时序图中数量。

遍历两图序列关联列表进行相似图序列辨识,原场景分层辨识结果见表 9。

由表 9 可知:场景分层辨识所得最佳辨识队列内有多个图序列,并按图序列相似度从小到大排列。故 C-2562 是与 C-33 最为相似的图序列, C-1436 是与 C-72 最相似的图序列。

表 5 场景 C-33 时序图关联列表

Tab. 5 List of time sequence graph associations contained in scenario C-33

时序图代号	关联时序图代号	相似图单元数
C-33-1	C-148-1	1
	C-109-1	1
	C-210-1	1
C-33-2	C-148-1	1
	C-109-1	1
⋮	⋮	⋮
	C-33-10	C-2562-1
	C-2173-1	1

表 6 场景 C-72 时序图关联列表

Tab. 6 List of time sequence graph associations contained in scenario C-72

时序图代号	关联时序图代号	相似图单元数	
C-72-1	C-1436-1	1	
	C-1436-2	1	
	C-1436-35	1	
	C-2059-4	1	
C-72-2	C-992-1	1	
	C-992-1	1	
	C-1436-35	1	
⋮	⋮	⋮	
	C-72-25	C-1436-35	1
	C-2059-4	1	
	C-992-1	1	

表 7 场景 C-33 图序列关联列表

Tab. 7 List of graph sequence associations contained in scenario C-33

图序列代号	关联图序列代号	相似时序图数
C-33	C-109	1
	C-148	1
	C-48	2
	C-1168	2
	C-1535	2
	C-2562	5

3.5 辨识结果验证

为验证辨识结果的准确性,根据上述多船会遇相似场景的定义对表 9 中原场景与其相似程度最高的场景进行分析对比。场景 C-72、C-1436 会遇特征

表 8 场景 C-72 图序列关联列表

Tab. 8 List of graph sequence associations contained in scenario C-72

图序列代号	关联图序列代号	相似时序图数
C-72	C-992	2
	C-2059	4
	C-1436	9

表 9 原场景分层辨识结果

Tab. 9 Scenario hierarchical matching result

场景代号	最佳辨识队列
C-33	(17, 'C-2562'), (121, 'C-48'), (145, 'C-1168')
C-72	(24, 'C-1436'), (102, 'C-2059')

对比见图 16, 场景 C-33、C-2562 会遇特征对比见图 17。

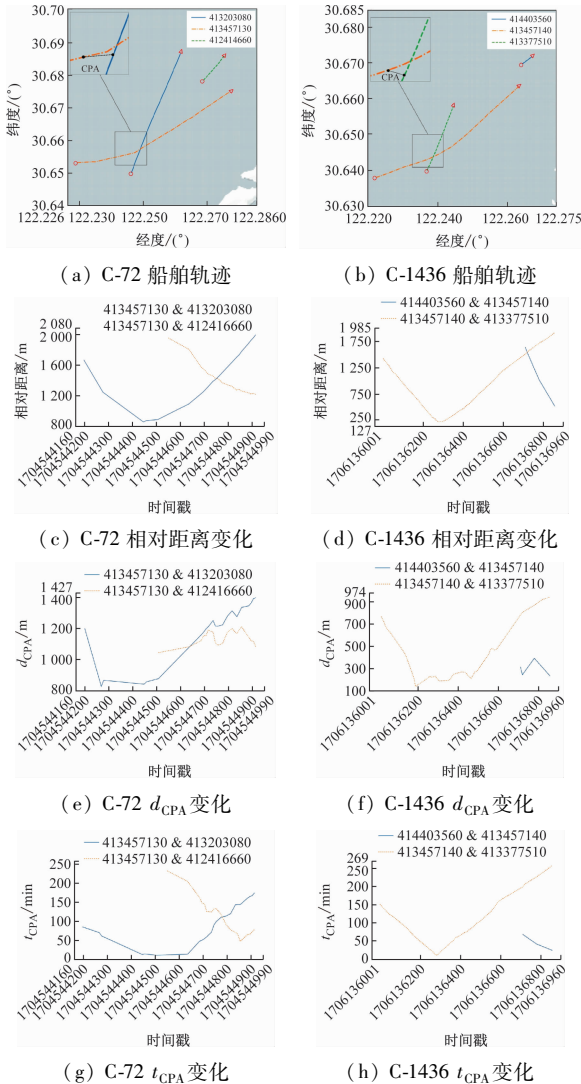


图 16 场景 C-72、C-1436 会遇特征变化对比

Fig. 16 Comparison of scenarios C-72, C-1436 encounter characterization changes

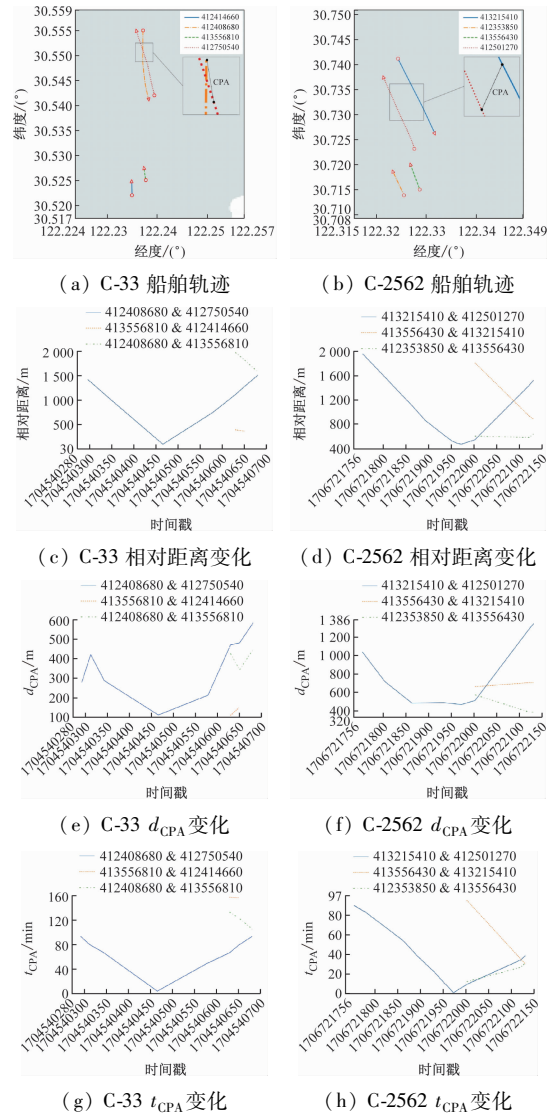


图 17 场景 C-33、C-2562 会遇特征变化对比

Fig. 17 Encounter characterization changes comparison between scenario C-33 and C-2562

图 16 和图 17 中依次为场景的船舶轨迹以及相对距离、 d_{CPA} 和 t_{CPA} 随时间的变化情况, 其中“空心圆”符号和“三角形”符号分别表示船舶轨迹的起点和终点, 虚线为 CPA 的指示。

从会遇场景整体的动态变化情况和场景内对应船舶的会遇局面 2 方面来分析验证相似场景辨识结果的有效性。

1) 会遇场景动态变化分析。由图 16 可知: C-72 和 C-1436 场景的持续时长相近, 分别约为 800 s 和 900 s; 同时, 场景内会遇特征变化趋势也大致相同; 同样, 图 17 中 C-33 和 C-2562 场景的持续时长相近, 分别约为 400 s 和 440 s, 且场景内会遇特征变化趋势也较为相似。

2) 场景内船舶会遇局面分析。通过对相似场景中对应船舶进行会遇局面识别, 可提高辨识结果

对船舶避碰的参考意义。故基于《国际海上避碰规则》和船舶会遇识别相关研究^[18],对会遇场景内每艘船舶与他船构成会遇关系的起始时刻进行识别,C-72、C-1436 场景船舶会遇局面见表 10,C-33、C-2562 场景船舶会遇局面见表 11。

表 10 C-72、C-1436 场景船舶会遇局面

Tab. 10 Ship encounter situations under scenario C-72 and C-1436

场景类别	本船	目标船	会遇局面	起始时间
C-72	413203080	413457130	左舷交叉 $\theta_r = 263.84^\circ$	20:30:35
			右舷交叉 $\theta_r = 154.03^\circ$	20:35:45
C-1436	413377510	413457140	左舷交叉 $\theta_r = 248.31^\circ$	06:40:45
			右舷交叉 $\theta_r = 138.98^\circ$	06:50:45

注: θ_r 为舷角。

表 11 C-33、C-2562 场景船舶会遇局面

Tab. 11 Ship encounter situations under scenario C-33 and C-2562

场景类别	本船	目标船	会遇局面	起始时间
C-33	412408540	412750680	对遇 $\theta_r = 349.31^\circ$	19:25:15
			右舷交叉 $\theta_r = 14.42^\circ$	19:30:45
			右舷交叉 $\theta_r = 38.04^\circ$	19:30:45
C-2562	412501270	413215410	对遇 $\theta_r = 11.39^\circ$	01:22:55
			右舷交叉 $\theta_r = 25.45^\circ$	01:27:05
			右舷交叉 $\theta_r = 57.51^\circ$	01:27:05

由表 10 和表 11 可知:通过相似场景辨识得到的会遇场景在过程中具有相似的船舶会遇局面。例如,C-72 场景中船舶“413203080”与他船构成“左舷交叉”会遇局面,而在 C-1436 场景中船舶“413377510”也与他船构成角度相近的“左舷交叉”局面;且由图 16 可知 2 个会遇局面的特征变化情况

也大致相同,故能通过该辨识方法实现查找相似的船舶会遇局面。

另外,上述场景中均存在某些船舶对没有构成会遇关系或仅在某时刻构成会遇关系而没有产生会遇特征变化,因此暂不考虑其对于整个会遇场景的影响。

4 结束语

针对多船会遇场景难以通过相似性度量找到相似场景的问题,提出基于拓扑图序列的多船会遇场景辨识方法。先从 AIS 数据中识别并提取出多船会遇场景并将其转化为图序列模型;进而通过相似场景辨识算法进行图序列相似度计算,辨识出与原场景相似的多船会遇场景。试验结果表明,提出的方法能辨识到具有相似会遇演化趋势的会遇场景,且能识别场景内对应船舶的会遇局面。后续将考虑采用更有效的方法验证辨识算法的有效性,提高辨识结果的可信度。研究结果可为船舶避碰决策、会遇风险分析等相关研究提供方法参考。

参 考 文 献

- [1] ZHANG J F, LIU J J, SPYROS H, et al. An interpretable knowledge-based decision support method for ship collision avoidance using AIS data [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2023, 230: 1-20.
- [2] 马杰,李文楷,张春玮,等. 基于 AIS 数据的交汇水域船舶会遇态势辨识[J]. 中国航海, 2021, 44(1): 68-74.
MA J, LI W K, ZHANG C W, et al. Ship encounter situation recognition by processing AIS Data from traffic intersection waters [J]. Navigation of China, 2021, 44(1): 68-74. (in Chinese)
- [3] 江龙晖,郑中义,齐乐. AIS 数据中船舶会遇信息的提取方法[J]. 中国科技论文, 2017, 12(7): 802-805.
GANG L H, ZHENG Z Y, QI L. Extraction of ship encounter information from AIS data [J]. China Science Paper, 2017, 12(7): 802-805. (in Chinese)
- [4] RONG H, TEIXEIRA A P, SOARES C G. Ship collision avoidance behaviour recognition and analysis based on AIS data [J]. Ocean Engineering, 2022, 245: 1-20.
- [5] 张金奋,游斌,蔡明佑,等. AIS 数据驱动下的渡船横越场景识别与碰撞风险建模[J]. 中国航海, 2023, 46(2): 46-53.
ZHANG J F, YOU B, CAI M Y, et al. Identification of behavior of ferry boat crossing channel and modeling of

- collision risk[J]. *Navigation of China*,2023,46(2):46-53. (in Chinese)
- [6] WANG T H, YOUN I H. Navigation situation clustering model of human-operated ships for maritime autonomous surface ship collision avoidance tests [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*,2021,9(12):1458.
- [7] 王建荣,程伟,邓黎明,等. 基于多特征分支卷积神经网络的心电图分类算法[J]. *测试技术学报*,2024,38(2):161-169.
- WANG J R, CHENG W, DENG L M, et al. Electrocardiogram classification algorithm based on multi feature branch convolutional neural network[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*,2024,38(2):161-169. (in Chinese)
- [8] 宁君,黄寓旻,尤恽,等. 基于混合粒子群算法的船舶避碰决策[J]. *大连海事大学学报*,2023,49(1):34-43.
- NING J, HUANG Y Y, YOU H, et al. Ship collision avoidance decision based on hybrid particle swarm algorithm[J]. *Journal of Dalian Maritime University*,2023,49(1):34-43. (in Chinese)
- [9] 毛天宇,刘克中,辛旭日,等. 基于感知差异的多船会遇冲突评估方法[J]. *中国航海*,2022,45(1):24-30.
- MAO T Y, LIU K Z, XIN X R, et al. Situation evaluation for multi-ship encounter event with perception difference between ships taken into account [J]. *Navigation of China*,2022,45(1):24-30. (in Chinese)
- [10] REN C, LO E, KAO B, et al. On querying historical evolving graph sequences[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*,2011,4(11):726-737.
- [11] LIN X, WU L, WANG S, et al. Multilevel graph matching networks for deep graph similarity learning [J]. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*,2021,34(2):799-813.
- [12] WANG T H, YOUN I H. Development of a graph-based collision risk situation model for validation of autonomous ships' collision avoidance systems[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*,2023,11(11):2037.
- [13] VALEM L P, PEDRONETTE D C G, LATECKI L. Graph convolutional networks based on manifold learning for semi-supervised image classification[J]. *Computer Vision and Image Understanding*,2023,227:1-16.
- [14] 王新立,江福才,宁方鑫,等. 基于改进卷积神经网络的船舶目标检测[J]. *中国航海*,2018,41(2):41-51.
- WANG X L, JIANG F C, NING F X, et al. Ship detection with improved convolutional neural network [J]. *Navigation of China*,2018,41(2):41-51 (in Chinese)
- [15] WANG X, DING X, TUNG A K H, et al. An efficient graph indexing method [C]. *2012 IEEE 28th International Conference on Data Engineering*. New York:IEEE,2012:210-221.
- [16] CAO B, WANG J, FAN J, et al. Querying similar process models based on the hungarian algorithm[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*,2017,10(1):121-135.
- [17] 刘敬贤,高广旭,刘奕,等. 基于卷积神经网络及长短时记忆网络的短时船舶交通流量预测[J]. *中国航海*,2022,45(2):56-61.
- LIU J X, GAO G X, LIU Y, et al. Short-term water traffic flow prediction with convolutional neural network and long short-term memory network[J]. *Navigation of China*,2022,45(2):56-61. (in Chinese)
- [18] 刘炯炯,刘克中,杨星,等. 基于规则的多船协调避碰决策算法及仿真验证[J]. *中国航海*,2020,43(4):8-14.
- LIU J J, LIU K Z, YANG X, et al. Colregs-based multi-ship coordinated collision avoidance decision algorithm and simulation verification[J]. *Navigation of China*,2020,43(4):8-14. (in Chinese)