引文格式:余红楚,徐潇涵,卢怡帆,等.海事时空数据挖掘与预测研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(8):1725-1754.DOI:10.13203/j.whugis20260133

Citation: YU Hongchu, XU Xiaohan, LU Yifan, et al. Research Progress of Spatiotemporal Data Mining and Prediction for Maritime Transportation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(8):1725-1754. DOI: 10.13203/j.whugis20260133

海事时空数据挖掘与预测研究进展

余红楚[1,2,3] 徐潇涵[1] 卢怡帆[1] 许 磊[4]

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 武汉理工大学三亚科教创新园,海南 三亚,572025

4 中国地质大学(武汉)国家地理信息系统工程技术研究中心,湖北 武汉,430074

摘 要:时空数据、物联网、高性能计算与人工智能的发展,持续推动航运业新业态演进。海事时空数据包括船舶轨迹、海图、气象数据及航运业务相关数据等,构成了反映水上交通运行态势的重要时空信息基础。海事时空数据挖掘与预测研究对于提升航运系统运行效率、运输能力与服务质量具有重要意义。系统梳理了近十年来国内外基于海事时空数据的相关研究,归纳了经典统计分析、时空统计分析、时空预测以及图论与复杂网络等主要方法,总结了其在船舶行为建模、水上交通风险评估、船舶路径优化、港口调度管理、港口与航运企业运营评估、船舶运输网络分析、船舶排放监测与预测、船舶目标识别以及航运知识图谱构建与应用等方面的研究进展,并进一步分析了该领域面临的主要挑战与未来发展方向。

关键词:海事时空数据;时空数据挖掘;时空数据预测;时空分析;智能航运

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-04-27

DOI:10.13203/j.whugis20260133 **文章编号**:1671-8860(2026)08-1725-30

Research Progress of Spatiotemporal Data Mining and Prediction for Maritime Transportation

YU Hongchu[1,2,3] *XU Xiaohan*[1] *LU Yifan*[1] *XU Lei*[4]

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 Sanya Science and Education Innovation Park of Wuhan University of Technology, Sanya 572025, China

4 National Engineering Research Center for Geographic Information System, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China

Abstract: The rapid development of spatiotemporal data, the internet of things, high-performance computing, and artificial intelligence has continuously accelerated the digital and intelligent transformation of maritime transportation. Maritime spatiotemporal data, including vessel trajectories, nautical charts, meteorological and hydrological observations, and shipping business-related data, have become an important information foundation for describing the operational status of waterborne traffic and supporting intelligent maritime governance. Through effective mining and prediction of such data, it becomes possible to improve operational efficiency, transport capacity, service quality, safety management, and environmental sustainability in maritime transportation systems.Research published over the past decade has shown that maritime spatiotemporal data mining and prediction has gradually formed a relatively comprehensive methodological framework. Classical statistical analysis remains important for regression, clustering, classification, and time-series modeling, especially in tasks such as fuel-consumption estimation, trajectory pattern discovery, vessel classification, and trend analysis.

基金项目:国家自然科学基金(42371415,42101429);武汉理工大学水路交通控制全国重点实验室开放基金(104972025KFYd0028);海南省教育厅高等学校教育教学改革研究项目(Hnjg2024-284);国家重点研发计划(2022YFC3302703,2024YFB4303603)。

第一作者:余红楚,博士,教授,主要从事海事大数据建模与调度优化、航运网建模与时空知识图谱、海图信息融合与智能导助航等研究。hcyu@whut.edu.cn

通信作者:卢怡帆,硕士,工程师。1120765231@qq.com

Spatiotemporal statistical analysis further strengthens the characterization of spatial dependence and spatial heterogeneity by introducing spatial autocorrelation analysis, spatial pattern analysis, and spatial regression models, thereby providing effective tools for traffic-flow monitoring, hotspot identification, and regional risk assessment. With the rapid development of data-driven methods, machine learning and deep learning have been widely applied to trajectory prediction, traffic-state prediction, behavior recognition, and emission forecasting. In parallel, graph theory and complex network methods have provided effective support for representing interactions among vessels, ports, and routes, and for analyzing network evolution, vulnerability, and resilience. Existing studies have also demonstrated broad application potential in vessel behavior modeling, waterborne traffic risk assessment, vessel path optimization, port scheduling and management, port and shipping enterprise operation evaluation, shipping network analysis, ship emission monitoring and prediction, vessel target recognition, and maritime knowledge graph construction and application. Overall, maritime spatiotemporal data are driving a transition from experience-based judgment toward data-driven analysis and intelligent decision support.Despite these advances, several challenges remain unresolved, including data heterogeneity, missing and noisy observations, cross-source fusion difficulty, uncertainty propagation, insufficient model interpretability, weak cross-scenario generalization, and the lack of unified evaluation benchmarks. Future research should place greater emphasis on high-quality multimodal data construction, real-time spatiotemporal computing, knowledge-enhanced modeling, graph intelligence, large-model-assisted maritime decision support, and integrated frameworks that combine perception, analysis, prediction, and dynamic control, so as to provide stronger support for intelligent shipping, smart ports, and modern waterborne traffic governance.

Key words: maritime spatiotemporal data; spatiotemporal data mining; spatiotemporal data prediction; spatiotemporal analysis; intelligent shipping

伴随着物联网感知技术与高性能计算技术的不断进步,大数据技术已成为推动各领域快速发展的新引擎[1]。海事时空数据包括船舶轨迹、海图、气象数据、航运业务相关数据等,构成了反映水上交通运行态势的基础数据底座,是海上交通智能化、数智化治理的重要时空新型基础设施[2]。其大规模采集、实时获取与跨域融合为理解与预测航运活动提供了丰富的信息源。大数据驱动的时空建模与融合分析有助于显著提升航运系统运行效率、运输能力与服务质量,是面向智能航运发展的关键技术抓手[3]。

随着全球贸易的不断深入,航运作为全球经济的重要纽带,对航运安全与运输效率的需求推动了海事时空数据挖掘研究的发展。海事时空数据不仅能够反映船舶航行状态,也能够揭示水上交通的运行现状及其面临的问题,因而被广泛应用于船舶行为建模[4-6]、船舶路径规划[7-9]、船舶轨迹预测[10-12]、水上交通风险评估[13-15]等相关领域[4-15]。同时,通过船舶轨迹与航运业务相关数据关联分析,能够监测船舶污染物排放[16-18]、支撑港口与航运企业运营评估[19-20]、开展船舶运输网络分析[21-22]等,对港口规划、航运业绿色可持续发展具有重要支撑作用。

然而,海事时空数据具有体量巨大、异质性强、维度复杂等特点[23]。如何在考虑时空尺度、多维关联、数据不确定性的情况下,从混合型海量数据中进行有效的信息提取、时空学习和未来态势预测仍是该领域的关键科学问题。近年来,从经典统计建模、时空统计表示、机器学习与深度学习到多源数据融合、图结构建模与复杂网络方法,均推动了海事时空数据挖掘方法体系的不断演化与发展[24-25]。

本文首先对海事时空数据的内容与特点进行介绍,接着梳理了海事时空数据挖掘与预测相关方法,并进一步探讨了其在船舶行为建模、水上风险评估、船舶路径优化、港口调度管理等方面的应用,详细总结了当前海事时空数据挖掘与预测领域的研究进展,并讨论目前面临的主要问题与未来潜在研究方向。

1 海事时空数据

海事时空数据主要包括船舶监测数据、船舶航行数据、船舶轨迹数据、海图数据、航运气象水文数据、航运业务相关数据等。

1)船舶监测数据。船舶监测数据按照数据来源可分为遥感监测数据、船载监测数据、岸基监测数据等。遥感数据多来源于天基、空基平台,其主要包括雷达遥感影像数据、光学遥感数

据、无人机遥感数据等[26]。船载监测数据主要由船舶自身搭载的各类设备产生,包括航行数据记录仪(voyage data recorder,VDR)、视频监控系统等[27]。VDR数据能精准记录航行中多维传感信息,包括船舶舵角、航速、通话与报警等,是重现航行事件的重要依据。视频监控数据能直观反映甲板状态、船舶操作和周边环境,多用于行为识别与风险评估。岸基监测数据主要包括船舶交通服务系统(vessel traffic service,VTS)雷达、岸基视频监控系统等[28-29]。VTS雷达可以持续监测目标,但在密集水域易受遮挡与多目标交汇影响而出现关联困难。

2)船舶航行数据。船舶轨迹数据是通过船舶自动识别系统(automatic identification system,AIS)记录和广播的数据,主要涉及船舶静态信息和与航行有关的动态信息[30]。船舶航行数据还包括多种高精度传感器所提供的信息。其中罗经与陀螺罗经则用于获取船舶的艏向信息及转向角速度,多普勒速度计用于测量船舶对水速[31],通过与船舶对地速度进行比对,可识别流场影响;回声测深仪则实时反馈水深信息,有助于评估航行安全裕度。

3)海图数据。海图包括海岸线、海底地貌、助航标志、航行障碍物、境界线、海洋水文信息等海域要素[32]。在航海中,依照海图数据可以有效躲避浅滩、礁石等航行障碍物,也可依据海图数据制定安全可行的航行规划[33]。海图数据主要有两种格式,分别为矢量和栅格数据格式。矢量格式是利用点、线、面及其组合体来表示地理实体的空间分布,可以精确定义地理实体的位置、长度和面积等[34]。栅格格式是将地理空间分割成有规则的网格(像元),通过每个网格上包含相应的属性值来表示地理实体。海图数据需及时、不间断地进行更新以适应海洋复杂多变的环境,确保船舶航行安全。

4)航运气象水文数据。航运气象水文数据主要包括潮汐、潮流、风速、风向、气压、海浪、海流、降雨量、能见度、温湿度等要素,对于保障船舶安全通航至关重要[35]。航运气象水文数据具有实时性、地域性、季节性、高精度等特征。通过气象站、雷达及卫星遥感等设备实时采集并监测气象水文数据,具有较强的实时获取能力和较高精度。航运气象水文要素的演变特征与季节性密切相关,且呈现出明显的地域及空间分布差异[36]。

5)航运业务相关数据。航运业务数据内容丰富多样,复杂且庞大,主要包括船舶签证、船舶登记数据、救援请求、提单数据、报关数据、舱位订单等多种数据[37]。航运业务相关数据已成为航运业信息化建设的关键资源,对提高航运业务能力、优化港口作业流程、提升海事管理的信息化程度等方面都具有重要意义[38]。航运业务数据来源不一、数据量大、结构复杂,具有冗余、缺失等特征,既有结构化数据,也包含非结构化数据,如提单数据等[39]。

2　海事时空数据挖掘与预测

2.1　经典统计分析方法

在海事时空数据挖掘的研究中,经典统计方法始终占据着基础性地位,主要用于揭示变量关系、识别行为模式、开展类别判别以及刻画时间演化规律。现有研究大致可分为回归分析、聚类、分类方法和时间序列分析4类。这些方法在燃料消耗估计、轨迹模式识别、船舶类型判别和趋势预测等任务中发挥了重要作用。

回归分析主要用于刻画航运活动中关键变量之间的定量关系,研究对象多集中于燃料消耗、波浪环境响应、船舶停泊时间等连续型指标。现有研究通常将船舶运行状态、气象水文条件、港口作业特征等作为解释变量,以构建具有一定解释性的预测模型。例如,AGAND等[40]基于渡轮运营数据构建了燃料消耗回归预测模型,CERQUEIRA和TORGO[41]则将回归方法用于显著波高的预测,而ZHAI等[42]综合气象与流量信息,利用动态回归模型对油轮码头停泊时间进行推算。回归方法能够为航运能效评估与港口调度提供较为直观的解释,但在处理动态环境和高度非线性关系时,其适应性仍存在不足。

与回归分析相比,聚类方法无需先验类别标签,而是通过相似性度量自动发现数据内在结构,因此在船舶轨迹模式识别、航线提取和停泊区划分等问题中得到广泛应用。现有研究表明,密度聚类能够更好地适应AIS轨迹数据噪声多、分布不规则等特点,因此成为该方向中应用较多的一类方法。LIANG等[43]指出,密度聚类方法在复杂轨迹数据处理中具有显著优势,能够较好地应对噪声和不规则分布;ABUELLA等[44]利用基于密度的聚类算法从历史航迹中识别出典型路径,而HAN等[45]则基于AIS数据采用优化的密度空间聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise,DBSCAN)实现了船舶行为建模,并进一步支撑异常轨

迹识别。然而,这类方法往往对参数设置敏感,且在大规模AIS数据下计算效率受限,因而如何在提升算法稳定性的同时兼顾实时性,仍是未来亟需解决的课题。

分类方法则更多依赖带标签样本建立输入特征与目标类别之间的映射关系,在航运领域主要用于船舶类别判别与行为分类等任务。现有研究通常围绕分类精度、模型稳健性展开,所采用的方法包括决策树、支持向量机(support vector machine,SVM)、K近邻算法(K-nearest neighbors,KNN)、随机森林(random forest,RF)以及基于梯度提升的算法等。XU等[46]基于轻量级梯度提升机算法提出了船舶分类模型,展现了特征选择和运算效率的优势;HUANG等[47]通过对比RF、SVM与KNN,发现RF在处理噪声和数据缺失时具有更高的稳健性。这些研究说明,分类方法在精细化船舶识别和行为刻画中潜力巨大,但在跨区域应用与多模态数据融合方面仍需进一步探索。

此外,时间序列分析作为另一类常见方法,主要用于刻画航运数据的周期性和演化规律。在船舶交通流量、港口吞吐变化等预测问题中具有较强适用性。传统研究多采用自回归移动平均模型、季节性自回归移动平均模型等对趋势性和季节性变化进行建模,这类方法具有结构清晰、解释性较强的优点。然而,受限于传统模型的线性假设,其对复杂环境下的非线性演变存在不足。近年来,RF和反向传播神经网络(back propagation neural network,BPNN)等方法被引入时间序列建模,例如,孙晓聪等[48]将自回归积分滑动平均模型(autoregressive integrated moving average,ARIMA)与RF、双向长短时记忆网络(bidirectional long short-term memory,BiLSTM)相结合用于港口船舶交通流量预测,结果表明融合模型较传统方法具有更高预测精度。如何在解释性与适应性之间取得平衡,使时间序列分析更好地服务于能效优化和航行安全,是未来值得关注的方向。

2.2 时空统计分析方法

时空统计分析更强调空间依赖性与异质性的刻画,通过引入空间权重矩阵、邻近关系以及时空交互效应,能够揭示交通流、船舶行为与环境要素之间的复杂联系。这类方法更加关注航运现象在空间上的集聚、区域差异及其局部变化特征,现有研究主要集中于空间自相关分析、空间模式分析以及空间回归分析等方面,并广泛应用于船舶聚集模式识别、交通流量监测、排放特性建模和区域风险评估等领域。

空间自相关是最常用的方法之一,能够定量检验航运数据在地理空间上的聚集与分散特征,常见的指标包括Moran's I、Geary's C与Getis-Ord G*。现有研究多基于AIS轨迹数据或船舶排放测算结果,围绕航运流量空间集聚特征识别及船舶排放高值区分析等问题展开。WU等[49]基于全球AIS数据的研究表明,航运流量在主要干线航道呈现出明显的空间聚集,而在部分区域则存在异常稀疏的流量分布。YU等[50]基于2015—2021年AIS轨迹数据估算全球集装箱船碳排放,并结合空间自相关分析与热点识别方法揭示了全球集装箱航运二氧化碳排放的空间依赖性、聚集特征及其时空分布格局。总体来看,空间自相关分析能够较好地揭示航运活动的空间依赖特征及局部异常分布,但在多尺度和数据稀疏的条件下,自相关指标易受尺度效应影响,因此结合多尺度建模与自适应方法将成为提升鲁棒性的有效方向。

空间模式分析则更侧重于从点、线、面等不同空间表达形式揭示航运活动的组织结构与分布规律。其中点模式分析常借助最近邻指数、$K/G/F$函数以及核密度估计来揭示船舶停留点的聚集特征。线模式分析更关注船舶轨迹的方向、密度和流量分布,被广泛用于起讫点流建模、交通走廊识别以及港口进出航道和狭窄水域的安全评估。面模式分析则通过结合空间权重矩阵与面元统计,用于刻画船舶排放、交通网络和区域性行为特征。FENG等[19]基于AIS时空轨迹分析船舶在泊位、锚地和航道等不同港区的停留时间分布,揭示了港口不同区域在时间效率与资源利用上的差异,体现了空间模式分析在港区运行状态识别中的应用价值。总体来看,空间模式分析能够较好地反映航运活动在不同空间尺度上的分布差异,但在多源异构数据融合、复杂场景下的统一表达以及计算效率方面仍有进一步提升空间。

空间回归方法进一步拓展了对因果机制的解释力,常见模型包括空间滞后模型、空间误差模型、空间杜宾模型、广义空间自回归模型以及地理加权回归。空间回归方法能够将空间邻近影响显式纳入建模过程,因此更适用于分析港口设施、航道条件、环境因素与交通风险之间的空间非平稳关系。LI等[51]基于多尺度地理加权回归方法,揭示了不同尺度下港口设施、航道条件

与事故风险的空间非平稳性。这类方法为区域性安全评估和决策支持提供了量化依据,然而,这类方法的分析结果往往对模型设定、空间权重矩阵构造以及样本尺度较为敏感,同时在模型解释性统一和实时分析能力方面仍存在不足,后续可进一步与多源数据融合和智能预测方法结合,以提升其实用性和适应性。

2.3　时空预测方法

随着人工智能技术的发展,海事时空数据预测方法逐渐由传统统计建模拓展至机器学习与深度学习方法,其强调对航运活动未来演化趋势的估计,现有研究主要面向船舶轨迹预测及船舶交通流量预测等任务展开。其中,机器学习方法更注重基于特征工程挖掘输入变量与预测目标之间的非线性关系,而深度学习方法则更强调从复杂时空序列中自动提取深层特征,以提升对长期依赖、多变量耦合和复杂动态过程的表达能力。

机器学习方法是航运时空预测研究中应用较早的一类方法,现有研究多基于船舶轨迹、航行状态等数据,围绕船舶航行目的地、停留时间和位置预测等问题展开。机器学习方法主要包括 RF、支持向量回归(support vector regression,SVR)和 BPNN 等。RF 因具备较好的非线性拟合能力,通常用于船舶停留时间、航行目的地的预测等。ZHANG 等[52]基于 RF,通过船舶行驶轨迹与历史轨迹之间的相似性度量实现了船舶目的地预测;YOON 等[53]则对港口船舶停留时间预测中的多种机器学习模型进行了比较分析。RF 通过特征选择减少因特征间高相关性带来的估计偏差,从而提高模型的泛化能力,但其预测结果的可解释性与稳定性仍有待进一步提升。SVR 常被用于船舶轨迹预测及变化趋势估计等问题,相关研究主要关注其在复杂非线性关系建模中的适用性。该方法能够借助核函数将输入变量映射到高维特征空间,从而实现对非线性预测问题的有效处理。现有研究表明,SVR 的性能较大程度上依赖于核函数选取及参数设定,因此通常结合改进灰狼优化算法、自适应混沌差分进化算法等智能优化方法开展参数寻优,以进一步提高船舶轨迹预测的准确性和效率[54-55]。BPNN 常被用于船舶轨迹在线预测等非线性预测问题,相关研究主要利用船舶航向、航速等动态特征建立未来位置的映射关系。该方法作为一种多层前馈神经网络,通过非线性变换和自学习机制,能够逼近复杂的非线性函数,处理非线性问题的预测。BPNN 通过反向传播算法调整网络权重,以最小化预测误差。XU 等[56]提出了一种基于 BPNN 的船舶轨迹在线预测模型,通过捕捉船舶的航向和速度变化规律来预测船舶位置,与传统的墨卡托计算方法相比,预测速度快、精度高。然而,BPNN 的时间复杂度受隐藏层节点数量的影响,在处理大规模且复杂的海事时空数据集时精度不足,例如在处理不同港口水域的复杂船舶轨迹预测时误差相对较高。

深度学习方法主要用于处理复杂时序建模和高维特征自动提取问题,现有研究多围绕船舶轨迹预测、交通流量预测以及复杂航运行为的时空演化建模展开。相较于传统机器学习方法,深度学习能够通过多层网络结构自动学习数据中的非线性关系和长期依赖特征,因此在航运时空预测研究中得到了广泛应用。目前深度学习方法主要包括长短时记忆网络(long short-term memory,LSTM)、循环神经网络(recurrent neural network,RNN)、序列到序列模型(sequence-to-sequence model,Seq2Seq)、图卷积网络(graph convolutional network,GCN)等。LSTM 通过引入输入门、遗忘门和输出门来解决传统 RNN 中的梯度消失或爆炸问题,能够有效地捕捉数据中的长期依赖关系。但原始 LSTM 对空间关联特征和外部环境因素的表达能力相对有限,难以充分刻画复杂航运场景下的时空耦合特征。因此,围绕 LSTM 的改进研究主要集中在时间特征增强、时空特征融合以及混合模型构建等方面,产生了 LSTM 的一系列变体,如时间感知 LSTM 模型[57]、融合卷积 LSTM(convolutional LSTM,ConvLSTM)[58]、结合 LSTM 和 Transformer 的混合模型[59]等,通过提取船舶轨迹的时间、空间特征进而实现轨迹预测。除 LSTM 外,Seq2Seq 模型也被用于船舶轨迹预测等时序生成任务。现有研究主要利用其编码器—解码器结构精确捕捉和预测时间序列数据中的复杂模式和长期依赖性[60]。然而,基础 Seq2Seq 模型在处理实时数据或异常值时缺乏足够的鲁棒性,且对局部空间特征和关键时序信息的刻画能力相对有限,在复杂轨迹变化场景中的预测精度仍有提升空间。例如唐家乐等[61]构建了 Seq2Seq 模型,并进一步结合注意力机制和卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)进行改进,结果表明,改进后的模型在多项误差指标上均优于基础 Seq2Seq 模型。GCN 主要用于处理图结构数据,现有研究

多将船舶及其相互关系构造成图结构中的节点和边,以学习船舶行为中的空间关联特征,从而用于船舶流量和交通状况预测。LIANG等[62]提出了一种基于时空多图卷积网络的细粒度船舶交通流量预测方法,用于提取船舶交通流量的时空相关特征,表明GCN在航运交通流预测中具有较好的适用性。总体而言,深度学习能够处理复杂时间序列数据,捕捉非线性关系并处理多变量输入,但是模型在不同船舶类型和复杂航运环境中的适用性有待进一步深入研究。

2.4 图论与复杂网络方法

图论与复杂网络方法通常用于研究和理解航运系统中的相互依赖关系与交互机制。通过将船舶、港口、船舶位置等对象抽象为节点,将它们之间的交互关系、连接关系或潜在运动路径抽象为边,挖掘节点属性及边的关系,并综合考量网络的全局属性(包括连通性、集群系数以及节点中心性等),能够较好刻画航运系统的结构特征与运行规律。现有研究主要集中于船舶轨迹与行为建模、航运网络构建及分析等方面。在船舶轨迹与行为建模方面,现有研究多采用概率有向图及路径搜索图等建模方法,对船舶轨迹数据进行离散化表达与结构化组织,从而识别船舶泊位区域和关键航路点,并在此基础上通过刻画正常航行模式实现对潜在异常行为的判别[63-65]。在航运网络构建与交通关联分析方面,现有研究通常将港口抽象为节点,航线或交通联系抽象为边,用于刻画港口之间的连接关系及交通流组织特征。ZHANG等[66]提出了基于AIS数据构建区域性航运网络的方法,并引入了空间-时间自回归移动平均模型,用以预测和分析港口间交通量的时空相关性。该模型通过考虑时间自相关性和空间权重矩阵,提升了对航运网络时空动态的预测能力,这表明图论与复杂网络方法在区域航运联系分析和交通量预测中具有较好的应用价值。在航运网络韧性评估方面,现有研究主要通过模拟不同干扰情景,分析网络在受冲击和恢复过程中的结构变化,从而评估航运网络对突发事件的抵御能力和恢复能力。王直欢等[67]提出基于复杂网络和韧性三角理论的航运网络韧性定量评估方法。该方法将航运网络的韧性评估分为初始、破坏、恢复和稳定4个阶段,采用节点度值、中间性、强度和随机排序等不同的攻击与恢复模式,以网络独立路径数、网络效率和网络连通度作为衡量航运网络韧性的关键指标。总体来看,图论与复杂网络方法为航运网络建模、结构分析和韧性评估提供了重要理论支撑,但细粒度、多层级的航运网络耦合机理仍有待进一步探索。

上述4类方法从变量关系解释、空间格局刻画、动态过程预测和网络结构表达等不同角度支撑了海事时空数据挖掘与预测。由于海事时空数据来源多样,不同数据类型在空间尺度、时间连续性、数据结构和业务含义上存在差异,因此其适用的挖掘与预测方法也有所不同。为进一步梳理数据类型与方法体系之间的对应关系,本文对船舶轨迹、海图数据、水文气象数据和航运业务数据等典型数据类型所适用的主要方法进行了归纳,如表1所示。表1从数据类型角度展示了海事时空数据与挖掘预测方法之间的适配关系。不难看出,不同方法虽然均以海事时空数据为基础,服务于规律发现、状态识别、态势预测和决策支持,但不同方法的侧重点存在明显差异。例如,经典统计分析方法更强调变量关系解释和基础规律识别,时空统计分析方法更强调空间依赖性与空间异质性的刻画,时空预测方法更强调对动态演化过程的学习与未来状态预测,图论与复杂网络方法则更侧重于将航运系统抽象为由节点和边构成的网络结构,以刻画不同航运对象之间的联系、交互及系统韧性特征。由此,不同方法在挖掘与预测中的能力表现也有所不同,即经典统计与时空统计方法在机制分析和模式发现方面更具优势,而时空预测方法在复杂非线性预测任务中更具潜力,图论与复杂网络方法则在网络结构分析和关键节点识别方面更为突出。

为进一步比较不同方法在挖掘能力、预测能力和航运领域适配场景方面的差异,表2对主要方法进行了归纳。由表2可见,经典统计分析方法和时空统计分析方法在规律挖掘、空间格局识别和机制解释方面具有较强优势,但对复杂非线性过程和未来动态状态的预测能力相对有限;时空预测方法能够更好地处理多变量输入、复杂非线性关系和动态演化过程,因此在轨迹预测、交通流预测等任务中表现出较强潜力,但其机制解释能力和跨场景泛化能力仍需提升;图论与复杂网络方法则更适合表达航运对象之间的关联结构、交互关系和网络演化特征,在航运网络建模、关键节点识别和韧性评估中具有重要作用。总体而言,海事时空数据挖掘与预测方法并非是对通用模型的简单移植,而是在AIS轨迹驱动、海图与航道约束、多源动态数据融合以

表 1　海事时空数据挖掘与预测方法

Table 1　Methods for Maritime Spatiotemporal Data Mining and Prediction

数据类型	经典统计分析	时空统计分析	时空预测方法	图论与复杂网络方法
船舶轨迹	描述统计分析、离群检测方法、概率分布建模、特征工程方法等	基于核密度估计的热点分析、时空结构变点检测、时空聚集性检验(Moran's *I*/Getis-Ord)	Transformer时序建模方法、循环神经网络建模(LSTM/GRU/Seq2Seq)、ST-GNN等	时空网络构建、节点-航段图建模、网络结构特征分析(中心性、连通性)
海图数据	水深与障碍统计建模、风险因子参数化建模分析等	基于空间分区的统计分析、区域空间异质性分析、潮区影响的空间分析等	海图约束下的可通航区域预测建模、状态可行域时空预测等	可通航可达图建模、可视图建模(Visibility Graph / Voronoi图)、栅格化图构建方法等
水文气象数据	水深/水流/风/浪物理建模分析、因子显著性统计检验、时序统计建模方法等	时序相关性统计检验、季节性与周期性建模、极端气象事件统计识别等	多变量时空预测模型(ARIMA/SVR/RF/ST-GNN)、深度学习融合预测模型等	环境感知网络建模(边权/节点状态)、动态加权与状态图建模、扰动传播与风险扩散分析
航运业务数据	业务绩效统计分析、业务指标关联分析	业务模式时空聚类分析、季节性与周期性统计分析	业务时间序列建模、多指标回归与预测建模、作业流程时序建模等	港口-航线-贸易网络建模、网络演化与韧性评估、节点角色与结构特征识别

注:GRU(gate recurrent unit):门控循环单元;ST-GNN(spatiotemporal graph neural network):时空图神经网络。

表 2　海事时空数据挖掘与预测主要方法的能力差异比较

Table 2　Comparison of Capability Differences Among Major Methods for Maritime Spatiotemporal Data Mining and Prediction

方法类别	挖掘能力特点	预测能力特点	航运领域适配场景
经典统计分析方法	便于识别变量关系、基础模式和类别差异,解释性较强	可用于基础趋势预测,但复杂非线性刻画能力有限	适用于燃料消耗、停泊时间、轨迹模式识别、船舶分类及基础行为分析等
时空统计分析方法	擅长揭示空间依赖性、异质性及热点分布特征	更偏向空间格局分析,对未来状态直接预测能力有限	适用于AIS流量、排放热点、拥堵与风险区域识别等
时空预测方法	可提取复杂时序特征、多变量关联和部分时空耦合特征,但机制解释较弱	对复杂非线性关系和动态演化过程具有较强预测能力	以AIS轨迹和多源动态数据为核心,适用于轨迹和流量预测等
图论与复杂网络方法	擅长发现航运对象间的关联结构、交互关系和网络特征	可辅助交通联系分析和网络演化预测,但微观连续状态预测能力有限	适用于轨迹结构化表达、航运网络建模、关键节点识别和韧性分析等

及多尺度港航运网络表达等方面形成了明显的领域适配特征。

3　海事时空数据挖掘应用

3.1　船舶行为建模

船舶行为建模是海事时空数据挖掘的重要应用之一,其核心在于利用船舶位置、速度、航向、转向角、加速度等动态信息,并结合水上交通规则、通航环境、船舶属性和气象水文条件等多源信息,识别船舶航行、停泊、会遇、避让及异常活动等行为模式。与道路交通等一般移动对象建模相比,船舶行为具有操纵惯性强、受航道边界和水文气象条件影响明显、避碰规则约束突出等特点,因此其行为建模不仅需要刻画轨迹本身的时空变化,还需要综合考虑交通规则、环境条件和作业场景约束。现有研究主要围绕船舶行为类别识别、航行模式与活动区域发现、行为关联关系挖掘以及异常行为检测与动态预测等方面展开。常用方法包括分类判别、聚类分析、关联规则挖掘、异常检测和时间序列分析等。

在船舶行为类别识别与模式刻画方面,分类与判别方法被广泛用于不同类型船舶及其行为模式的识别,并可与异常检测任务结合,用于挖掘不同行为类别下的模式特征差异[68-70]。这类研究通常依托船舶速度、加速度等特征构建分类模型,以识别不同船舶类型和行为模式。基于朴素贝叶斯和密度聚类的方法,结合航速、航向以及与航道边界距离等特征,可用于异常值识别[71-72],在异常行为初筛中具有较强适用性。在航行模式与活动区域发现方面,聚类技术主要用于从AIS轨迹中识别典型航行模式、活动区域和停留区域。现有研究采用k均值、高斯混合模型、核k均值、DBSCAN、网格密度聚类和密度峰聚类等方法,揭示船舶轨迹分布、航行模式及区域活动特征,并进一步支撑船舶异常行为识别[73-79]。与一般轨迹聚类相比,船舶航行模式识别更强调航道结构、港区边界、锚地与泊位等空间语义约束,因此聚类结果不仅用于轨迹分组,也

常被进一步解释为航线、停留区或特定作业行为。在行为关联关系与决策模式挖掘方面,关联规则及相关模式挖掘方法主要应用于频繁模式和时空共现模式挖掘,以及对遇、追越、交叉等场景下的行为特征耦合关系分析与锚地选择行为分析[80-83]。这类方法通常在给定空间范围、时间窗、环境海况、交通状态、船舶属性、作业状态以及规则约束等条件下,挖掘稳定的行为关联模式,为靠泊与抛锚决策提供依据,从而服务于航线优化与航行安全提升。其航运特色在于,行为关联关系往往不是单纯的数据共现关系,而是受到通航规则、交通流状态和作业场景共同约束。在异常行为检测方面,主要是识别船舶异常航行特征和模式,包括孤立森林算法,以及融合主成分分析(principal component analysis,PCA)和SVM等方法,并已被用于伪造身份识别等任务[84-88]。通常通过显式与隐式特征的联合建模提升异常检出能力,对于海上安全监控和风险预警具有重要意义。时间序列分析主要用于船舶时间序列数据的建模与预测,从而提升行为识别和轨迹预测的精度。LSTM、BPNN、CNN和Transformer等方法已被广泛用于船舶行为识别与轨迹预测[69,89-93]。这些研究表明,时空数据挖掘技术可以有效识别船舶行为模式、预测动态变化并检测异常行为,从而支撑船舶航行风险评估与精细化管控。然而,当前研究仍面临数据质量与可信性不足、标注样本稀缺、评测标准不统一、跨场景泛化能力有限、多尺度行为刻画不足,以及模型可解释性和在线部署能力有待提升等问题。

3.2 水上风险评估

水上风险评估旨在识别、量化和预测可能影响航运安全的风险因素,为航行安全监管、风险预警和交通组织优化提供依据。与道路交通等一般风险评估场景相比,水上交通风险具有更强的时空耦合性和环境敏感性,不仅与船舶位置、航速、航向、相对运动关系等动态行为有关,还受到航道宽度、水深条件、通航规则、气象水文条件以及港口和受限水域交通组织方式的共同影响。因此,水上风险评估通常需要综合船舶行为数据、环境数据、事故数据和规则约束等多源信息,对会遇、碰撞、搁浅等典型风险进行识别和预测。现有研究主要围绕会遇识别、碰撞风险评估、搁浅风险评估等方面展开。

在会遇识别方面,研究重点在于通过分析船舶运动状态和相对关系,识别船舶之间可能发生碰撞的情景。会遇识别是碰撞风险评估的基础,其结果直接影响后续风险量化与避碰决策。常见的会遇识别方法包括基于最近接近点距离(distance at closest point of approach,DCPA)与到达最近接近点时间(time to closest point of approach,TCPA)的运动学方法、空间聚类算法、图像识别方法和基于规则的专家系统等。相关研究已基于DCPA/TCPA等运动学指标构建多船碰撞风险评估框架,并利用聚类方法识别相遇船舶集群及潜在高风险区域,从而提升海上交通安全管理效率[94]。在船舶视觉数据较为丰富的场景下,深度学习模型能够从会遇场景图像中提取风险特征,并用于区域碰撞风险等级划分[95]。此外,基于规则的专家系统可将国际海上避碰规则(international regulations for preventing collisions at sea,COLREGs)条款形式化为可执行的判别规则,用于判断两船是否处于会遇情景及其具体类型,并给出合规或不合规的避让判定[96]。这类研究体现了水上风险评估不同于一般交通风险分析的特点,即风险识别不仅依赖运动状态,还需要与航行规则和避碰责任相结合。

在碰撞风险评估方面,研究重点由会遇情景识别进一步转向风险程度量化和风险等级预测。现有方法主要包括几何/运动学指标驱动的风险指数法、基于概率图模型的因果不确定性评估方法,以及基于机器学习/深度学习的区域风险分级与预测等。几何/运动学指标方法通常根据航速、航向与相对方位等计算DCPA与TCPA,并通过单调衰减函数将“DCPA越小、TCPA越短”映射为更高的碰撞风险指数,据此实现风险预警[94]。基于概率图模型的因果不确定性评估方法以贝叶斯网络为代表,通常将船舶与航行属性、外部环境、事故类型或事故严重度等因素建模为有向图,并基于历史事故数据学习先验概率和条件概率,在给定证据条件下进行情景推断、灵敏度分析和关键风险因素识别[97]。机器学习与深度学习方法则更多用于大尺度、连续监测条件下的区域风险分级与趋势预测,可通过监督学习给出碰撞风险等级或发生概率[95,98]。总体来看,碰撞风险评估正从单一运动学指标驱动逐步向融合船舶行为、环境因素、事故证据等的综合风险评估方向发展。

在搁浅风险评估方面,同样依赖对船舶行为与环境耦合关系的系统建模与证据支撑。相关时空数据挖掘技术主要包括时空统计估计[99]、空间模式挖掘与多源要素融合[100]、概率图模型与不确定性传

播[101-102],以及情景生成与决策归一化[103-105]。其中,时空统计估计可通过交通流分布与水道复杂度的联合分析评估搁浅频率;空间模式挖掘与多源融合可利用经验船域等方法量化航道环境下的搁浅风险;概率图模型与不确定性传播通过证据支持的概率模型和贝叶斯推断框架,计算情景化的搁浅概率并识别关键风险因素;情景生成与决策归一化方法则进一步将事故频率与安全、环境和经济等多维后果相关联,以支撑搁浅风险防控决策。总体来看,水上风险评估已在热点识别、风险排序与预警、监管资源配置和受限水域管控中展现出实际价值。未来将以多源异构融合与时空对齐为底座,引入不确定性传播与质量评估,发展规则与机理增强、因果驱动的可解释学习方法,并与COLREGs、动态富余水深及通航尺度深度对齐等约束条件相衔接;同时,通过域自适应、元学习与联邦学习提升模型的跨域泛化能力;以情景—频率—后果—效用一体化框架支撑资源配置与策略优选,推动水上风险评估迈向多源融合、因果不确定性、可解释学习与工程化闭环的可迁移、可复现、可决策新阶段。

3.3　船舶路径优化

船舶路径优化是海事时空数据挖掘的重要应用方向,其目标是在满足航行安全、船舶操纵性能、通航规则和环境约束的前提下,寻求航行时间、燃料消耗、航行风险或运营成本更优的航线方案。与道路交通路径规划相比,船舶路径优化具有明显的航运领域特征:一方面,船舶航行空间具有连续性,路径选择不仅受起讫点距离影响,还受到海图水深、岸线障碍物、禁航区、航道边界和船舶吃水等空间约束;另一方面,风、浪、流、潮汐等气象水文条件会动态改变船舶阻力、航速和航行风险,使路径优化具有较强的不确定性和时变性。现有研究主要围绕气象导航路径优化和进出港路径优化两个方面展开,前者更关注开放水域或航程尺度下的气象海况影响,后者更强调港区、航道和近岸受限水域中的几何约束、交通组织与安全通航问题。

在气象导航路径优化方面,研究重点在于将风、浪、流等气象水文条件纳入航线设计过程,使船舶在复杂海况下实现更优的航行时间、燃料消耗和安全性。根据优化目标的不同,气象导航路径优化可分为单目标优化和多目标优化。早期研究多采用单目标优化框架,旨在最大限度地缩短航行时间或减少燃料消耗。比如,WANG等[106]提出利用实数编码的遗传算法(genetic algorithm,GA)在风浪环境下最小化航行时间;KUROSAWA等[107]针对沿海及边缘海区域的船舶航线规划问题,开发了一种基于A*算法的数值气象航线系统,以最短航行时间或最低燃油消耗为单一优化目标。KUHLEMANN和TIERNEY[108]则从燃油经济性角度出发,提出了一种基于GA的单目标优化模型,该模型结合气象预报与船舶动力特性对航速与航向进行联合优化,使船舶能够主动避开恶劣海况并降低总体能耗。然而,单目标模型往往难以同时兼顾航行安全与运营成本等关键因素,限制了在复杂海况下的适用性。随着航运节能减排和安全通航需求的提升,气象导航路径优化逐步由单目标模型转向多目标、多准则优化框架。相关研究不再仅追求航行时间或燃料消耗最小,而是同时考虑航行效率、风浪附加阻力、适航性约束和航行风险等因素。例如,FABBRI与VICEN-BUENO[109]构建了以航行时间、风浪附加阻力与航行风险为目标的多准则系统,PENNINO等[110]提出基于纵摇、横摇等适航性约束的自适应气象航线方法,在多种限制下选择性能最优航线;同时,进化算法与帕累托优化也被广泛用于权衡燃油、时间、安全等多个目标[111-112]。这类研究体现出船舶路径优化区别于一般路径规划的重要特征,即优化过程不仅关注几何距离,还需综合考虑船舶动力性能、海气场变化和航行安全风险。从求解方法看,气象导航路径优化通常可采用确定性算法、启发式算法和混合算法。确定性算法主要用于能够精确描述并求解的优化问题,通常适用于较为简单或约束较少的路径优化问题,如等时线法、变分法、动态规划和Dijkstra算法等[113-114]。启发式算法通常用于处理具有复杂约束、多目标或不确定性的路径优化问题。如GA、粒子群优化等[115]。混合式算法常用于提升复杂问题的求解效率。GKEREKOS和LAZAKIS[116]使用基于Dijkstra算法的启发式算法,根据不同点的燃油消耗量来规划最佳航线,将Dijkstra算法应用于概率路线图算法,同时以燃料消耗和行程时间优化航行路径。此外,机器学习和人工智能方法在气象导航路径优化中的应用也逐渐增多[117]。在实际问题中,需要根据优化目标、约束条件和控制变量以及计算精度的要求选择和调整方法。在此基础上,针对局部天气和海况变化导致的航线动态修正问题,已有研究通过构建含禁航时序信息的动态通达网络,并结合续航、改航与停靠等决策约束实现最优航程规划[118]。总体来看,气象

导航路径优化正在从静态、单目标的航线设计，向动态、多目标和智能化的航行决策支持方向发展。

在船舶进出港路径优化方面，研究对象主要集中于港池、航道及近岸受限水域。这一阶段通常是整个航程中交通密度最高、约束最复杂、风险最灵敏的阶段。因此路径优化的核心目标是“生成符合港区几何条件与航行规则的可行路径，获得风险最小的最优路径等”。现有研究主要关注港区航道边界、浅水区、转弯半径等几何与规章约束，通过划定可通航区域并构建可行域模型，确定船舶在港区内的安全可达范围[119-122]。在此基础上，采用可视图法、A*算法、曲率约束轨迹方法及基于静态访问区域的最短路径搜索方法等，在给定可行空间内搜索可通航路径[120,122-123]。与开放水域中的气象导航相比，进出港路径优化更强调航道几何条件、交通密度、避碰规则和港口作业流程之间的耦合关系。随着AIS与港区交通流数据的大规模可用，研究重点逐步从静态边界约束发展为动态情景下的综合评估。更多学者开始关注受限水域风险、港区环境因素与实际港口运行特征对路径规划的影响[119,121,123]。在模型层面，也不再局限于几何路径长度最小化，而是逐渐构建结合安全风险暴露度、操纵代价、等待时间与运行效率的综合优化框架。例如，已有研究进一步关注风暴条件下船舶撤离与返港的路径与调度协同优化[124]。智慧港口、数字孪生系统的发展进一步推动了船舶进出港路径优化的发展，深度学习模型、轨迹生成模型、基于图神经网络的交通状态嵌入等方法被用于构建策略函数，使模型能够从历史AIS数据、拥堵分布、交互操作经验等数据中自主学习决策准则，实现实时、自适应的安全路径生成[125]。求解方法也从传统的确定性优化逐步拓展到启发式优化、混合式优化框架及端到端的学习型决策优化[123,125]。这些研究表明，船舶路径优化并不是一般意义上的最短路径搜索，而是面向复杂水域环境、船舶操纵特性和通航安全约束的综合决策问题。未来研究需要进一步加强AIS轨迹、海图、水深、气象水文、港区交通流和船舶性能参数等多源数据融合，提升路径优化模型对动态环境和不确定条件的适应能力。为进一步归纳不同路径优化场景下的研究水域、时空数据、关键约束、常用方法与未来趋势，本文对时空数据支撑下的船舶路径优化研究进行了总结，如表3所示。

表3 时空数据支撑下的船舶路径优化研究现状总结

Table 3 Summary of Research on Ship Path Optimization Supported by Spatiotemporal Data

研究主题	研究水域	时空数据	考虑的特征、因子	采用的方法	未来研究趋势
气象导航路径优化	大洋航线、近海与沿海航线	风、浪、流等气象预报数据、船舶动力与操纵性能数据	航行时间、燃料消耗、风浪附加阻力、航行风险	单目标与多目标优化模型、确定性算法(动态规划、最短路径)、启发式与混合优化算法	多目标协同优化、风险约束显式引入、复杂气象情景适应
港区与近岸受限水域路径优化	港池、航道、近岸受限水域	海图与水深数据、AIS航行轨迹数据、港区交通流与潮汐数据	航道边界与几何约束、转弯半径与规则限制、多船交互风险、潮汐与拥堵特征	可达航区与可行域建模、最短路径与搜索算法、多因子优化与交通流仿真	静态约束向动态情景扩展、安全与效率协同优化、复杂港区运行建模
数据驱动的智能化路径优化	港区水域、高密度航行水域	历史AIS数据、实时交通状态数据、气象与港区运行数据	船舶交互行为特征、拥堵演化模式、历史决策经验特征	深度学习模型、轨迹生成与预测模型、图神经网络方法	实时与自适应路径优化、学习型决策模型、数字孪生港口应用

由表3可见，船舶路径优化在不同水域场景下具有差异化的数据需求和建模重点。气象导航路径优化更关注大洋及近海航线中的气象水文影响，港区与近岸受限水域路径优化更强调几何约束、通航规则和多船交互风险，而数据驱动的智能路径优化则进一步依赖历史AIS、实时交通状态和港区运行数据，以支持实时、自适应的路径决策。

3.4 港口调度管理

港口调度管理也是海事时空数据挖掘的重要应用场景，其核心在于利用船舶到离港时间、泊位状态、航道条件、潮汐窗口、引航资源、岸桥能力、堆场负载和港口作业计划等多源时空数据，对船舶进出港、靠泊、装卸、堆场转运和离港过程进行协同优化。与一般交通调度或生产调度相比，港口调度具有更强的时空耦合特征：船舶到港时间具有不确定性，泊位和岸线资源具有空间排他性，潮汐、航道通行和进出港安全间隔会影响作业窗口，引航员、拖轮、岸桥和堆场等资源之间也存在明显的联动关系。因此，港口调度管理不仅要提高港口资源利用率和作业效率，还

需要兼顾船舶等待时间、港口拥堵、作业公平性、安全约束和运营成本等多重目标。现有研究主要围绕船舶排班与引航调度、泊位分配与船舶调度、堆场及多码头协同优化等方面展开。

在船舶排班与引航调度方面,研究重点在于根据船舶到离港需求、港口作业计划和引航资源状态,合理安排船舶进出港顺序、服务时间和引航员任务分配。随着旅客与货运需求不确定性的增加,传统排班方式已难以适应现代运输组织要求,因而智能化排班设计显得尤为重要。刘磊等[126]针对引航员排班问题,考虑船舶进出港的流向与安全时间间隔、潮汐、泊位占用及排班公平性等因素,在模型上构建了进出港船舶与引航员的联合优化模型,以船舶在港总等待时间、引航员总工作时间、引航员人力成本最小化为目标,采用两阶段启发式算法进行求解,显著降低引航员的平均工作时间和人力成本。张延珍等[127]为提高引航排班作业效率,通过建立数学建模和优化遗传蝙蝠算法,有效提高了厦门港引航员排班的效率与合理性。李召辉等[128]针对需求波动、船舶容量、港口作业时间等问题,构建琼州海峡客滚运输班期优化模型,与智能调度系统数据相结合,增加一天内的运输最大排班数量,提高船舶利用率。QI和SONG[129]在港口作业时间存在不确定性且需满足班期频率约束的条件下,通过仿真-随机近似方法求解来优化固定航线的船期,以最小化预期燃油消耗。这类研究表明,船舶排班和引航调度已从单一时间表安排逐步转向考虑潮汐、安全间隔、作业资源和需求不确定性的综合优化。

在泊位分配与船舶调度方面,研究重点在于如何在有限的泊位资源下,合理安排船舶的靠泊顺序和位置,以满足船舶作业需求,减少船舶在港时间,提高港口运营效率。泊位作业容易受到船舶到港时间波动、天气条件、潮汐窗口、机械故障和装卸效率变化等因素影响,因此泊位分配问题通常具有较强的不确定性和动态性。现有研究多采用混合整数线性规划模型、分布鲁棒优化等方法,将船舶到港不确定性、潮汐约束、进出港交替约束和泊位作业能力纳入统一模型。相关研究表明,在未知概率分布但可界定模糊集合的条件下,分布鲁棒优化框架能够以最坏分布下的期望延误总和最小化为目标,逐步逼近最优解,并在随机性较强场景下相较传统随机规划与鲁棒优化表现出更优的稳定性与性能平衡[130-131]。这说明时空数据能够帮助泊位分配模型更准确地刻画船舶到港、潮汐窗口和泊位状态之间的动态关系,从而提升调度方案的可靠性和实用性。

在堆场及多码头协同优化方面,研究重点进一步从水侧泊位资源扩展到陆侧堆场和多码头资源协调。随着码头设备的升级换代,提高码头运营效率的瓶颈逐渐从泊位转移到泊位—岸桥—堆场—集卡之间的协同调度。相关研究综合考虑运输距离、堆场作业负载、集卡到达拥堵及再搬运概率等因素,通过最小化堆场和船舶运输成本,实现堆场负载平衡与距离控制的最优折中[132-133]。多码头泊位联合分配是港口资源整合、提升服务水平的重要手段。在多港口区域背景下,针对港口多码头泊位计划,考虑不同码头泊位条件、岸桥能力等因素,构建多码头泊位-岸桥集成分配数学模型[134-135]。时空数据能够精准刻画不同码头的水深条件、岸桥能力、岸线长度、调度需求、转运成本等变化,能够提升泊位分配模型的精准性、实用性。总体来看,海事时空数据能够贯穿港口调度管理的感知、传输、存储、应用全过程,为船舶排班、引航调度、泊位分配、堆场管理和多码头协同优化提供数据支撑[136]。未来研究应进一步发展实时优化、鲁棒调度、数字孪生和智能决策支持方法,推动港口调度管理由静态计划安排向动态协同优化和全流程智能管控转变。

3.5　港口及企业运营评估

港口及航运企业运营评估也是海事时空数据挖掘的重要应用方向,其核心在于利用船舶轨迹、港口挂靠、航线网络、吞吐量、班期、企业运营和政策环境等多源数据,评估港口运行效率、区域竞争力、航运企业服务能力以及航运网络韧性。与一般企业绩效评价不同,航运运营评估具有显著的时空关联和网络化特征:港口竞争力不仅取决于吞吐量、设施规模和作业能力,还与其在全球或区域航运网络中的位置、航线连通性、船舶挂靠频率和腹地联系密切相关;航运企业竞争力也不仅体现为财务指标或市场份额,还与航线布局、港口覆盖、班期可靠性、联盟关系和应对外部冲击的能力有关。因此,现有研究逐渐从传统静态指标评价转向融合AIS轨迹、港口业务数据和复杂网络方法的动态综合评估,主要围绕港口效率与竞争力评价、航运企业及联盟运营评估等方面展开。

在港口效率与竞争力评价方面,早期研究多依赖吞吐量、设施规模等统计指标进行定量评估。随着AIS数据、港口挂靠数据和区域经济数据的广泛应用,港口竞争力研究已从简单的定量分析扩展到利用复杂数据和多因素模型来理解其多维度的特征,反映了从全球网络视角评估港

口竞争力的重要性[137]。相关研究表明,港口在航运网络中的枢纽地位、连通性和服务范围已成为衡量其竞争力的重要因素。LIU[138]通过对粤港澳大湾区港口进行研究,基于AIS数据和复杂网络方法评估了港口的竞争力,以识别具有战略地位的关键港口。PENG等[139]对海上丝绸之路沿线的港口进行了全面分析,设计了一个集成18个因素的港口竞争力评价模型,强调了在全球航运网络中的地位对于港口竞争力的关键作用。YU等[140]基于AIS数据构建了中国港口的网络动态结构,分析了不同子网络间的联系强度及其对区域竞争力的影响,揭示了港口管理和规划中的问题。向哲等[141]提出了一种基于AIS数据的模型,利用船舶动态数据和挂靠记录来计算港口之间的竞争度,提供了有效的航运情报以支持港口运营者和投资者的决策。YU等[142]以2016—2022年沿海省域统计数据构建16项指标体系,采用PCA与熵权法评估港口竞争力动态,结果表明自贸试验区与港口一体化在一定程度上能提升竞争力。综上,港口效率与竞争力研究正从基于吞吐量、设施规模等的静态评价,演进为多源数据驱动、多维指标与多因素模型综合评估的智能评价模式。未来亟需在统一指标体系下融合船舶轨迹、拥堵与政策等数据,结合动态建模与因果识别方法,构建可解释、可对比、可预测的港口绩效评估框架,为港口规划、运营优化与政策评估提供更直接的决策支撑。

在航运企业及联盟运营评估方面,现有研究主要从企业自身能力、航线网络结构、联盟协同关系以及外部冲击下的运营韧性等角度展开。针对国际龙头航运企业,相关研究通常结合全球化需求、成本压力、市场波动等,考虑其信息化与数字化能力、服务能力、航线布局等,采用SWOT(strengths, weaknesses, opportunities, threats)分析、熵权法、PCA方法评估航运企业的优势与不足等[20,143-146]。随着AIS数据的广泛应用,研究者进一步通过分析航运企业的航线重叠、服务港口的枢纽性与社区结构、关联航线网络的特征等,采用复杂网络分析方法能够更好地理解航运企业的航线网结构和竞争格局[147]。在企业协同运营方面,战略联盟在资源整合和服务优化方面提供竞争优势,包括共享运力、提升服务频率、降低运营成本、扩展市场等,帮助企业在市场波动中实现稳定运营[148]。在外部冲击情景下,相关研究通过构建涵盖策略、网络、绩效等的韧性框架,基于AIS数据、航运企业班期等数据提取靠港序列与识别跳港,采用图论度量网络规模和连通特性变化等,识别全球性危机如疫情、排放管控政策(如国际海事组织限硫)、地缘摩擦(如红海危机)等对航运企业的影响[149-151]。这类冲击一方面导致运输需求与运力投放难以匹配,使运价与舱位供给呈现更强的不确定性;另一方面,也可能引发港口拥堵和船舶周转效率下降,班期可靠性走弱,进而提升燃油、港杂、滞期、调箱等综合运营成本。因此,在船舶移动轨迹和企业运营等时空数据支撑下,结合实证分析、情景模拟和级联失效模型评估不同因素对航运企业关联运营网络韧性的影响,已成为提升企业冲击恢复能力和持续竞争力的重要方向。

3.6 船舶运输网络

船舶运输网络是海事时空数据挖掘中具有鲜明领域特色的应用方向,其核心在于利用AIS轨迹、港口停靠、班轮服务、海图和航线连接等数据,将港口、航区或关键航路点抽象为节点,将实际连接关系(如航次、班轮或AIS推断航段)抽象为边,从而构建“节点-航线”拓扑结构的网络模型[152]。与道路交通网络相比,船舶运输网络具有跨区域尺度大、航线组织灵活、港口节点层级明显、全球供应链关联紧密等特点,其结构变化不仅受交通流本身影响,还受到全球贸易格局、航运政策、港口能力、气象季节性和突发事件等多重因素驱动。因此,现有研究主要围绕船舶运输网络构建、网络结构演化分析和网络韧性评估等方面展开。

在船舶运输网络构建方面,研究重点在于确定网络节点、边及其权重,以刻画船舶运输系统中的空间联系和流动关系。对于基于轨迹数据构建的网络,节点提取常需要先对关键停靠点或活动点进行空间聚类,将同一区域内表现相似停靠或活动模式的点聚合为网络节点,常用方法包括基于空间密度的聚类方法,如DBSCAN算法、基于网格的聚类算法等[153-155]。这类研究体现了船舶运输网络区别于传统固定交通网络的特点,即其节点和边往往需要从船舶实际移动轨迹和港口挂靠行为中提取,而不是完全依赖预设道路或线路结构。

在网络结构演化分析方面,船舶运输网络并不是静态结构,而是在全球贸易格局、航运政策、区域经济发展、季节性气象条件及航线调整等多重因素作用下持续动态演化的复杂系统。相关研究主要通过节点重要性、航线连通性、社区结构划分、度分布、航线密度与运输流量等指标刻

画网络结构在时间和空间维度上的变化过程[156-158]。从研究尺度来看,船舶网络结构演化分析通常分为宏观尺度和微观尺度。宏观尺度研究多基于全球集装箱网络或散货网络视角,分析主要航运系统在不同时间段的网络拓扑特征与结构模式变化,如贸易格局调整导致的中心港迁移、航线枢纽地位的改变、社区聚类分区的动态重构等[156,159]。微观尺度研究则更关注特定港口群或航区范围内网络局部结构的变化,如港口服务能力提升、某一航线增开或撤销等因素对局部网络节点连通性与流量分布的影响[22,160]。此外,港口吞吐量、水位条件、季节性风浪、航运市场冲击等变量也逐渐被纳入网络演化建模中,用于建立“网络结构变化-驱动因素”之间的定量映射关系,推动演化分析向因果机制解释与时间响应分析方向发展[156,160-161]。

在航运网络韧性评估方面,研究重点在于分析船舶运输网络面对金融危机、自然灾害、全球性流行病、恐怖主义、地缘冲突等外部冲击时的抵御能力和恢复能力。这类事件可能造成港口关闭、航线中断、海上供应链受阻和船舶运输效率下降,从而引发网络结构和运输功能的连锁变化。现有韧性度量指标可分为拓扑度量、基于属性的度量和基于性能的度量。拓扑度量从稳健性出发,常用联通分量、平均最短路径、网络效率、结介数中心性变化等指标;属性与性能度量则进一步引入时变权重、运输能力、等待时长与吞吐等动态特征,用以刻画功能层面的退化与恢复过程[161-162]。由于船舶运输网络具有高度耦合性和强互联特性,关键节点失效往往会引发流量在其他节点间再分配,从而导致网络功能动态重构。因此,近期的韧性评估研究逐渐从单点结构扰动分析转向对网络级联效应的建模与模拟[153,163-164]。级联传播模型在模拟关键港口失效后,根据网络连接性、介数中心性、权重容量与距离时间等机制进行流量再分配,并跟踪连通性、效率与路径长度在扰动-恢复周期中的变化。在此基础上,相关研究进一步将韧性评估拓展到特定情境与地区尺度,以揭示不同外部冲击类型下网络脆弱性表现的差异性。一类研究从气候韧性视角出发,将风暴、海平面上升等气候风险指标与网络中心性结合,用于识别对气候因素敏感的关键节点与链路,并提出情景化的韧性提升策略[165]。另一类研究聚焦特定外部事件下的航运网络扰动过程,例如,禹佳宁等[166]围绕红海袭击事件,分析了其波及的全球战略物资海运网络在航线组织、运输联系与网络结构层面的变化特征。总体来看,船舶运输网络研究正从静态拓扑描述逐步转向动态演化机制、外部冲击响应和韧性提升策略分析。未来仍需进一步融合AIS轨迹、港口作业、航运市场、气象水文和突发事件数据,并通过复杂网络与物理机理联合建模与航运网耦合动态机制挖掘,增强对多尺度网络演化、级联失效传播和供应链恢复过程的刻画能力,为港口规划、航线组织优化和航运系统韧性提升提供支撑。

3.7　船舶排放检测

3.7.1　*船舶排放测算*

船舶排放测算是海事时空数据挖掘在绿色航运和环境治理中的重要应用,其核心在于基于船舶活动强度、航行状态、主辅机参数、燃油类型和排放因子等信息,估算船舶在不同时间和空间尺度上的污染物或温室气体排放量。与固定源排放或道路交通排放相比,船舶排放具有明显的移动源特征和跨区域特征,排放强度随船舶位置、航速、载重状态、作业阶段和气象海况变化而动态变化。因此,船舶排放测算通常需要将AIS轨迹、船舶技术参数、航速状态、港口作业信息和排放因子等数据进行融合,以实现对航运排放的高时空分辨率刻画。现有研究主要围绕排放估算模型构建、全球及区域尺度排放清单编制等方面展开。

在排放估算模型方面,目前较具代表性的工具包括船运排放模型(ship traffic emission assessment model, STEAM)、全球船舶排放清单模型(shipping emission inventory model, SEIM)、MariTEAM模型及欧洲监测与评估计划(European monitoring and evaluation programme, EMEP)/欧洲环境署(european environment agency, EEA)空气污染物排放清单指南。这类模型通常通过船舶活动数据、发动机负荷、燃油消耗和排放因子等参数估算污染物排放量,但不同模型在适用尺度、输入数据要求和排放过程刻画能力上存在差异。其中,STEAM模型因验证充分、适用范围广,已成为构建全球及区域污染物排放清单的主流方法[16]。SEIM尝试结合船舶能效指标来改进排放估算,但验证仍显不足[167];MariTEAM强调燃料生命周期排放核算,适合能源转型评估,但难以用于高分辨率空间研究[168];EMEP/EEA主要用于国家尺度清单编制,但不适用于全球AIS驱动的动态模拟[169]。

在全球及区域尺度排放清单编制方面,AIS驱动的船舶排放研究已经覆盖不同空间尺度。在全球尺度,研究主要集中于排放清单的构建和

航运排放对环境与健康的总体影响评估。典型研究包括编制全球航运单一污染物或者多种污染物排放清单,并分析其时空、属性维度等方面的特征[167-168,50]。此外,KRAMEL等[168]、GUO等[170]、SOFIEV等[171]分别从燃料生命周期、国际贸易冲突以及公共卫生角度拓展了全球排放的研究维度。在区域和港口尺度,现有研究则更注重具体海域和港区的排放特征及其对空气质量的影响[172-176]。排放数据揭示了政策和社会因素对排放的影响,有效支撑了船舶污染物减排政策的制定以及特定区域和港口的治理,但区域间差异化对比及其驱动机理仍显不足。

3.7.2 *船舶排放扩散*

船舶排放扩散研究是在排放测算基础上,进一步分析污染物进入大气后的传输、稀释、积聚及其对空气质量和公众健康影响的过程。与固定源排放扩散不同,船舶排放具有移动源、近海与港区高度集聚、受气象条件影响显著等特点,污染物扩散不仅与排放强度有关,还受到风场、边界层高度、海陆风环流、港区建筑物和岸线地形等因素影响。因此,船舶排放扩散研究需要将排放清单、气象场、港区空间结构和污染物传输过程相结合,以揭示船舶排放对港口、近岸城市和区域空气质量的影响。现有研究主要采用高斯型大气扩散模型、化学传输模型等方法开展分析。

在高斯型大气扩散模型方面,加州烟囱模型(California puff model, CALPUFF)、AERMOD(AMS/EPA regulatory model)等模型被广泛应用于港口和区域尺度的船舶污染物扩散模拟。相关研究通常将船舶排放源、气象条件和受体点浓度联系起来,用于分析不同气象背景下污染物浓度分布及其空间影响范围。BAI等[177]通过天气研究与预报模型(weather research and forecasting model, WRF)/加州气象模型/CALPUFF建立了单船扩散模型并开展案例分析;TOSCANO等[178]结合风洞试验与计算流体力学方法验证了障碍物影响下的扩散规律。TSENG等[179]探索了海陆风变化对船舶排放羽流输送与积聚过程的影响。对于多源排放条件下港区内的空间扩散特征及污染浓度分布规律,已有研究也进行了系统分析[170-182]。这些研究表明,高斯型扩散模型因计算效率高、输入要求明确、可处理多点源排放而被广泛应用于港口和区域尺度的船舶污染物扩散模拟。

在化学传输模型方面,WRF-Chem(WRF coupled with chemistry)、CMAQ(community multiscale air quality modeling system)等模型能够捕捉船舶污染物扩散过程及其对大气化学、空气质量和公众健康的影响。已有研究在WRF-Chem框架下揭示了船舶排放在近海及沿海城市空气质量形成中的作用机制[183];也有研究基于WRF-CMAQ、CMAQ等化学传输模型评估低硫燃料政策和船舶减排措施引起的排放变化对臭氧、次生有机气溶胶等空气污染物及相关健康风险的影响[184-186]。总体来看,船舶排放扩散研究已从局地浓度模拟逐渐拓展到空气质量影响和健康风险评估,但现有船舶扩散研究仍主要集中于港口和区域尺度,对于全球尺度下系统考虑气象因素影响的扩散分析仍有待进一步深入。

3.7.3 *船舶排放预测方法*

船舶排放预测是在排放测算和扩散分析基础上,对未来航运排放水平、污染物浓度变化和空间分布趋势进行估计的重要方法,可为绿色航运管理、港口减排策略和大气环境治理提供前瞻性支撑。与一般污染物预测相比,船舶排放预测具有更强的动态性和多因素耦合特征,其结果不仅受船舶数量、航速、航线、港口作业状态和船型结构影响,也受到燃油类型、气象条件、政策约束和航运市场变化等因素共同作用。现有研究主要经历了从统计时间序列模型、多元统计与机器学习方法,到深度学习和时空协同预测模型的发展过程。

在传统统计预测方面,时间序列模型仍是船舶排放预测的重要起点。此类方法通常用于刻画排放序列中的趋势性、周期性和季节性变化,具有结构相对简单、输入变量需求较少、解释性较强等特点。YAO等[187]比较了季节性自回归求和滑动平均模型等时间序列模型在海事排放强度预测中的表现,用于刻画船舶排放序列的趋势性与季节性变化。这类方法在短期预测和规则性较强的序列中有一定优势,但难以捕捉排放过程中的复杂非线性特征及多源驱动因素。为了克服这一局限,研究者进一步引入多元回归模型、灰色预测模型等方法,通过整合经济指标、交通流量与气象数据来提升预测精度。然而,这些方法在处理大规模AIS数据及复杂非线性排放特征时仍显不足。

在机器学习预测方面,SVM、RF、极限学习机等算法逐步被引入船舶排放预测研究,其能够在多元输入下提升预测精度,尤其在污染物排放和二氧化硫、氮氧化物等多种污染物预测中展现出较好表现。PATERNINA-ARBOLEDA等[188]利用机器学习框架对港口不同作业阶段船舶二氧化硫排放进

行了预测,表明数据驱动方法能够有效捕捉排放模式;ŞAHIN[189]则表明RF在船舶二氧化碳排放预测中具有较高精度,并可结合可解释方法识别总吨位、航速和船长等关键驱动因子。此外,一些研究还通过构建混合神经网络模型进一步提升排放预测精度,例如,LIM和OH[190]提出了融合动态特征的混合神经网络模型,用于提高船舶二氧化碳排放预测的准确性与稳定性。这类方法在数据不完全或排放过程具有较强非线性时,仍能保持较好的预测性能,但其泛化能力、可解释性和跨港口适用性仍需进一步验证。

在深度学习和时空协同预测方面,研究重点逐渐从单一时间序列拟合转向时间-空间特征的联合建模,RNN、LSTM和CNN等方法在捕捉非线性动态特征和时序依赖性方面优势显著。其中,LSTM由于适合长序列建模,被广泛用于交通流、空气质量预测,并逐步扩展到船舶排放研究中[191]。WANG等[192]利用LSTM对船舶燃油消耗与污染物排放进行预测,能够较好地捕捉航速变化和气象扰动对排放量的动态影响。进一步地,针对集装箱船二氧化碳排放时空变化特征,YU等[193]提出融合ConvLSTM与注意力机制的ConvLSTM-CBAMNet模型,通过引入通道注意力机制和空间注意力机制,增强模型对复杂排放时空格局的捕捉能力。结果表明,该模型相较于Transformer、卷积GRU、CNN-LSTM和传统ConvLSTM等基线模型具有更优的预测性能,说明注意力机制与时空深度网络的结合有助于提升船舶排放预测的精细化水平。近年来,更多研究开始关注时空耦合建模,提出基于时空图卷积网络、时空动态图神经网络、扩散卷积循环神经网络(diffusion convolutional recurrent neural network,DCRNN)等新型模型,以同时提取时间和空间特征。相关研究表明,图结构模型能够刻画空间节点之间的关联关系和区域状态的时间演化过程[194-195],DCRNN等扩散图卷积模型则能够刻画有向交通网络中的非对称空间依赖[196]。这些方法为多港口联动条件下的船舶排放时空预测提供了可借鉴的建模思路。此外,近期研究还探索了Transformer架构及注意力机制在排放预测中的应用。例如,NI等[197]提出多尺度通道对齐Transformer模型,通过多尺度特征重构与注意力机制捕捉异构数据流中的时空依赖关系,用于自主船舶二氧化碳排放预测。总体而言,船舶污染物排放预测已从传统的统计方法逐步扩展到机器学习和深度学习等多元化体系。未来研究需要加强时间与空间的融合预测,结合AIS船舶动态数据和气象要素实现动态化排放预测。

3.8　船舶目标识别

船舶目标识别是海事时空数据挖掘在海事监管、海域态势感知、海上安全保障和非合作目标监测中的重要应用。与陆地车辆、行人等一般目标识别任务相比,海上船舶目标识别具有更明显的场景特殊性:一方面,船舶目标常处于开阔海面、近岸港区和复杂海况环境中,容易受到云雾、光照变化、海浪杂波、岸线背景和目标尺度变化等因素影响;另一方面,船舶具有尺度跨度大、长条形结构明显、航行方向性强、运动轨迹连续等特征,其识别不仅依赖外观或成像特征,还需要结合轨迹、属性和航行状态信息。此外,AIS数据可能存在缺失、延迟、关闭和伪造等问题,使非合作目标识别和多源数据互证成为海事监管中的关键需求。因此,现有研究主要从单模态目标识别和多模态数据融合两个方向展开,前者关注单一数据源下的特征表达与检测精度,后者则强调利用多源信息互补提升复杂场景下的识别鲁棒性。

3.8.1　基于单模态数据的船舶目标识别

基于单模态数据的船舶目标识别主要依赖单一传感器或单类数据源提取船舶目标特征,常见信息源包括高分辨距离像(high-resolution range profile,HRRP)、合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)图像、AIS数据以及光学遥感图像等。不同数据源在信息表达和适用场景上各有差异:HRRP更强调目标散射结构和时序响应,SAR适用于全天时、全天候海面目标探测,AIS能够提供船舶位置、属性和运动状态信息,光学遥感图像则有利于目标外观、轮廓和空间分布特征提取。现有研究主要围绕雷达信号特征识别、SAR图像检测、AIS轨迹行为识别和光学遥感目标检测等方向展开。

在HRRP目标识别方面,相关研究主要通过宽带雷达信号获取目标散射点子回波在雷达射线方向上的投影信息,从而提取船舶目标的结构特征和形态信息。由于HRRP对目标外观变化、光照条件变化及遮挡等干扰具有一定鲁棒性,因此在海上目标识别中具有重要应用价值[198]。现有研究主要围绕少样本学习、深度网络建模与时空特征提取以及抗干扰识别等方向展开。在少样本学习方面,主要通过改进原型网络(如轻量级Transformer网络嵌入RNN)和任务自适应策

略提高了在新类别目标中的识别能力[199-201]。在深度网络建模与时空特征提取方面,包括通过双通道卷积神经网络和双向LSTM(bidirectional LSTM,Bi-LSTM)捕捉HRRP的时空关系,分块自编码器方法提升抗噪性和识别稳定性,进而深度挖掘HRRP的结构与时序特征[198,202]。在抗干扰与实际应用探索方面,通过引入HRRP信号的重识别方法,提升了对非合作目标的识别,以及采用快速检测方法提升其在实用场景中的有效性[203-204]。现有方法在泛化能力和鲁棒性方面有所突破,但受限于实证数据不足和复杂条件适应性,未来需在跨域泛化与复杂环境下的稳健性方面进一步发展。

在SAR图像目标识别方面,SAR具有全天时、全天候观测能力,且不受光照和气候等条件的限制,能够在复杂海域环境下获取船舶目标信息,因此是船舶目标检测和识别的重要数据源。现有研究主要围绕多尺度检测、深度网络结构优化、类别不平衡处理和轻量化部署等方面展开。在多尺度检测与特征建模方面,通过端到端多尺度检测网络、空间-通道注意力机制、结合YOLO(you only look once)与滑动窗口策略等提升检测效果[205-207]。在深度学习架构探索方面,LI和PENG[208]提出结合数据增强的加权残差网络,通过噪声扰动扩充训练样本并优化残差网络结构,提高了SAR目标识别的准确性和计算效率。XIE等[209]提出基于脉冲神经网络的SAR图像船舶识别策略,通过视觉注意力机制、脉冲编码和卷积结构提取船舶目标特征,在减少模型参数、降低计算量和能耗方面表现突出,但其模型训练过程相对复杂。在类别不平衡与小样本识别方面,ZHANG等[210]通过动态加权采样与软阈值移动,有效识别稀有类别;ZHAN和CUI[211]利用RetinaNet与SE(Squeeze-and-Excitation)block在不平衡数据下提升了准确率。在轻量化与效率提升方面,轻量化Faster R-CNN(faster region-based CNN)、结合YOLO与现场可编程门阵列(field-programmable gate array,FPGA)的检测方案等在降低参数的同时优化了定位精度,并大幅提升检测速度,适合嵌入式部署[206,212-213]。这些研究在检测精度和效率上取得了显著进展,但仍面临数据标注不足、训练复杂度高以及在复杂海况下的泛化性不足等挑战,未来需进一步探索跨域适应与高效部署的解决方案。

在AIS数据驱动的目标识别方面,研究主要利用船舶位置、属性和航行动态信息刻画船舶行为模式。与图像或雷达数据相比,AIS数据具有更新频率较高、覆盖范围广和动态信息丰富等优势,能够从轨迹和行为角度补充船舶目标识别信息。现有研究主要集中在轨迹挖掘与行为模式建模等方面,如通过轨迹语义建模、图结构表达、聚类、上下文增强轨迹建模、轨迹相似性度量以及Bi-LSTM等方法,开展航路挖掘、动态交通模式识别、船舶目标识别、船舶行为模式分析和船舶轨迹预测等研究[214-219]。虽然AIS在海洋监管和船舶检测领域取得了显著进展,但其应用仍受限于数据缺失、信号伪造等问题,未来需要在数据可信性建模与复杂环境泛化能力上进一步探索。

在光学遥感图像目标识别方面,研究主要利用船舶外观、纹理、轮廓和空间分布特征进行目标检测与分类。近年来,基于遥感图像的船舶目标识别方法在提升检测和识别精度方面取得了显著进展。Faster R-CNN通过区域建议网络(region proposal network,RPN)生成候选区域并进行两阶段检测,在高精度目标定位方面表现突出;Mask R-CNN(mask region-based CNN)在此基础上引入掩膜分支,实现实例级像素分割,从而在船舶目标的精细轮廓提取与分割精度上具有优势[220-221]。在多光谱与多尺度特征建模方面,WANG等[222]利用RGB-NIR(red, green, blue and near-infrared)多光谱图像提出显著性检测方法,提高了低对比度与复杂背景下的检测能力。LIU等[223]设计可变感受野的神经网络用于多尺度检测,实验证明其在多尺度场景中优于单发多框检测器和特征金字塔网络等经典算法。这些方法在复杂背景和不同观测条件下均取得了较好效果,但仍缺乏在更大规模数据集和极端环境下的普适性验证,未来需要进一步提升跨场景鲁棒性与应用可扩展性。

3.8.2 基于多模态数据融合的船舶目标识别

由于单一数据源难以同时满足全天候观测、精细外观识别、动态行为刻画和数据可靠性验证等需求,基于多模态数据融合的船舶目标识别逐渐成为重要发展方向。在海事监管场景中,光学图像容易受云雾、光照和海面反射影响;SAR图像虽然具备全天候观测能力,但目标解释和细节表达相对有限;AIS数据则可能存在缺失、关闭或伪造等问题。因此,多模态融合通过整合不同传感器在空间、时间、频率和语义层面的互补信息,能够在复杂海况、极端光照、目标遮挡、低信噪比和AIS信息不完整等条件下提升船舶目标识别的准确性和鲁棒性。现有研究主要围绕光学与红外融合、光学与SAR融合、

SAR与AIS融合、雷达与其他模态融合以及多尺度特征聚合等方向展开。

在光学与红外融合方面,研究主要利用可见光图像的纹理和细节信息,以及红外图像对热辐射目标的敏感性,提高复杂光照条件下的船舶目标识别能力。REN等[224]提出结合CNN和线性加权决策的融合方法,利用可见光与红外图像实现更高的识别准确率,表现出在复杂条件下的目标识别优势,但在极端光照与天气条件下的适应性仍需验证。在光学与SAR融合方面,研究主要利用光学图像的外观细节信息与SAR图像的全天候观测能力之间的互补性,以缓解单一光学图像在云雾遮挡、光照变化和复杂海面背景下检测精度下降的问题。针对这一问题,LIU等[223]提出一种多源图像融合方法,用于提升复杂环境下的船舶目标检测能力,但在实时检测和大规模数据处理方面仍待提升。在SAR与AIS融合方面,研究主要通过成像信息与船舶动态属性信息互证,提高多目标场景下船舶检测、关联和定位的可靠性。相关研究通过基于Rayleigh分布的恒虚警率(constant false alarm rate,CFAR)检测算法、自适应阈值策略等方法提升多目标环境中的检测精度,还能进一步进行位移估计[225-227]。这类方法体现了航运领域目标识别的典型特征,即需要同时利用传感器观测数据和船舶动态信息,以应对AIS缺失、信息不一致和非合作目标识别等问题。在雷达与其他模态融合方面,相关研究主要利用雷达回波、SAR影像与光学遥感影像等多源信息的互补优势,融合时频特征、空间纹理特征和目标形态特征,以提升复杂环境下船舶目标检测与识别的稳定性。DUAN等[228]提出基于雷达回波的多模态融合网络,通过时频特征提取和自注意力机制实现弱目标的高效检测,但在极端噪声环境下的适应性仍需探索。AHMED等[229]提出一种融合SAR影像与光学卫星影像的双模态船舶检测方法,利用SAR影像对光照和天气条件不敏感、光学影像纹理信息丰富的互补优势,提高复杂观测条件下船舶检测的可靠性,但该类方法仍依赖跨模态影像配准和特征融合质量,在实时检测与复杂港区场景中的适用性仍需进一步验证。在多尺度融合方法方面,研究主要通过图注意机制、特征聚合和多层级表达提升复杂场景下的目标识别能力。CUI等[230]提出多尺度图聚合方法,通过图注意机制实现复杂场景下的目标识别,相比传统方法显著提升了识别准确性,但在实时检测与计算效率方面尚未得到验证。

总体来看,多模态融合方法能够有效突破单一数据源在观测条件、特征表达和数据可靠性方面的局限,在复杂环境下显著提升了检测精度、目标区分能力与实时处理潜力。然而,该领域仍面临大规模数据处理、跨域泛化不足、极端环境适应性有限等挑战。未来研究需进一步探索高效融合机制、跨模态协同建模与轻量化可部署系统,以推动识别技术向实战化发展。为进一步比较不同单模态与多模态船舶目标识别方法在采用方法、优势与不足方面的差异,本文对相关方法进行了归纳,如表4所示。由表4可见,基于HRRP、SAR、AIS和光学遥感图像的单模态方法分别在目标散射结构表达、全天候观测、动态行为刻画和外观细节识别方面具有优势,但也受到数据规模、分辨率、数据缺失和复杂环境适应性等因素限制。相比之下,多模态融合方法能够利用不同传感器之间的信息互补,提高复杂海况、低信噪比、目标遮挡和非合作目标条件下的识别鲁棒性,但仍面临时空配准、跨模态特征对齐、计算成本和工程化部署等挑战。

3.9　航运知识图谱

在海事领域,船舶数据、港口业务、法律法规、事故报告、检查记录、气象海况等数据共同构成了丰富的知识资源。然而,这些数据来源复杂、结构差异明显,既包括AIS轨迹等时空数据,也包括法规条文、事故调查报告、检查缺陷记录和监管文本等非结构化或半结构化数据。与一般领域知识图谱相比,航运知识图谱具有更强的时空属性、规则约束和业务场景关联特征,不仅需要表达船舶、港口、航线、环境、事件等对象之间的静态关系,还需要刻画事故演化、行为变化、监管规则和风险传播等动态语义关系。因此,知识图谱可用于对离散航运数据进行结构化表达、语义关联和可解释推理,为海事安全监管、事故风险分析、法规合规检查、环境保护和智能航运决策提供支撑。现有研究主要围绕海事安全与事故风险、船舶检验与监管合规、海洋环境保护以及航运网络结构分析等方面展开。

在海事安全与事故风险分析方面,知识图谱主要用于显式组织“事故-致因-环境-行为”的语义链条,以揭示海事事故形成过程及关键风险因素。相关研究通常以AIS轨迹、气象海况等时空数据为基础,融合事故报告、调查文本等非结构化资料,通过事件抽取、实体链接、规则融合与时序知识建模等方法,将文本描述与轨迹行为映射为可推理的事件链和时序关系。庞小平等[231]面

表4 船舶目标识别方法优缺点

Table 4 Advantages and Disadvantages of Ship Target Recognition Methods

时空数据类型	采用的方法	优点	缺点
基于HRRP数据	CNN/Transformer、时序建模	易获取、计算简单	缺乏公开高质量数据集、过拟合
基于SAR图像数据	目标检测(Faster R-CNN/YOLO)、多尺度与注意力	精度较高、速度较快	分辨率较低、受方向影响、数据处理复杂
基于AIS数据	轨迹聚类、序列模型、数据关联	数据更新频率高、精度高	数据偏差、易误判与漏判
基于光学遥感图像数据	两阶段/一阶段检测(Faster/Mask R-CNN/基于Transformer的端到端检测方法)	检测与识别精度高	缺乏大规模验证、跨场景泛化性不足
光学 + SAR	图像/特征级融合	克服光照/气候限制	实时与规模化处理待提升
SAR + AIS	CFAR+AIS约束、数据关联/配准	位置与成像互证	数据异步、融合复杂
HRRP + SAR	时序-图像联合表示;注意力对齐/共识	结构散射+纹理互补,抗噪更强	配准与尺度对齐复杂,算力开销大
HRRP + AIS	HRRP特征+轨迹先验;关联匹配/校准	先验约束降低误判,提升稳健性	数据异步与缺失,融合策略敏感
HRRP + SAR + AIS	多源联合(时序+成像+先验);图/注意力融合	互证增强,复杂场景泛化更好	标注/计算成本高,工程复杂

向北极航道夏季适航性评估,构建了融合多源多模态数据与推理规则的知识图谱方法,并验证了其在适航性计算与推理中的有效性。GAN等[232]构建海事安全风险知识图谱,并通过实体对齐与关联规则推理用于缺陷检索与知识管理。这些研究表明,知识图谱能够以结构化方式整合事故致因信息,提升事故机理识别与风险认知的系统性与准确性。在船舶检验、港口国监督(port state control,PSC)、船旗国监督检查与海事监管方面,知识图谱逐步应用于法规语义与检测规则的结构化表达,实现可解释的合规推理与检查辅助。与一般文本知识管理不同,海事监管知识图谱需要将法规条款、船舶类型、设备要求、缺陷描述、检查结论和处置措施等内容进行语义关联,使监管人员能够从规则和案例两个层面理解检查依据。GAN等[233]以液化天然气载运船PSC检查文本为目标,引入知识蒸馏策略构建PSC知识图谱,有效提升实体抽取与知识融合效率。这类研究表明航运知识图谱正在从单纯的信息管理工具,逐步转向海事监管智能化的语义基础设施。在海洋环境保护方面,知识图谱主要聚焦污染因子、排放限制、污染来源与监管流程的语义组织,用于支撑污染治理知识检索与合规分析。LIU等[234]基于深度学习方法构建了海洋污染法规知识图谱,利用BERT(bidirectional encoder representations from transformers)模型实现法规条款的实体识别与多关系抽取,并将知识结构化存储于Neo4j图数据库中,显著提升了污染治理相关法规的查询效率与语义检索能力。该类研究说明,知识图谱能够将环境法规、污染对象和监管流程进行语义关联,为绿色航运监管和污染治理决策提供更加清晰的知识支撑。

在全球航运网络结构分析方面,知识图谱为传统复杂网络研究提供了语义增强表达,使"港口—航线—船型—服务"之间的结构关系能够以可推理的图结构方式显式组织。与一般复杂网络分析相比,航运知识图谱不仅关注节点和边的拓扑关系,还进一步表达节点属性、服务功能、业务联系和时空演化语义,从而提升航运网络分析的可解释性。例如,LI等[235]构建了包含多类航运要素的大规模语义图谱体系,实现了港口、航线与服务能力的关联推理。DEL MONDO等[236]指出,在动态空间网络建模中引入知识图谱语义层,有助于增强网络结构表达、语义关联和可解释分析能力。总体来看,航运知识图谱已经应用于海事安全事故风险、航运网络分析以及智能航运决策支持等领域,未来研究需要进一步提升知识图谱与实际航运业务场景的适配能力,同时,应进一步发展时空知识图谱、动态知识更新、因果推理和知识增强学习方法,以增强航运知识图谱在复杂场景下的推理能力、可解释性和工程应用价值。

4 研究展望

海事时空数据以船舶监测数据、船舶航行数据、海图数据、航运气象水文数据以及航运业务相关数据为主体,构成描述水上交通运行过程的关键时空数据基础。现有研究表明,基于海事时空数据的挖掘与预测方法能够支撑船舶行为建模、轨迹预测、风险识别、路径优化、运输网络结构分析以及港口调度决策等多方面的研究场景。依托时空数据,航运业正从经验驱动逐步走向数据驱动,实现运行状态的定量认知、风险可解释表达以及运输资源优化

配置,为智能航运与现代水上交通治理提供了坚实的基础。基于现有研究进展,未来可从理论方法提升、应用场景深化以及新兴技术融合与工程化落地等方面继续深入探索。

4.1　海事时空数据挖掘与预测的理论方法提升

海事时空数据具有来源多样、尺度差异显著、结构类型复杂和动态变化强等特征,通常涵盖AIS、雷达、遥感、海图、气象水文、港口业务系统和监管文本等多类数据源。由于这些数据在时间分辨率、空间覆盖范围、语义表达方式和可信程度等方面存在差异,数据融合过程中容易面临缺失值、精度不一致、时空对齐困难等问题。因此,构建面向航运场景的高质量多源时空数据融合与智能建模框架,是未来理论方法提升的重要方向。一方面,需要加强多源异构航运数据的时空对齐、质量控制和语义统一表达,提升数据融合结果的确定性、稳健性和可解释性。可围绕船舶轨迹、海图约束、气象水文条件、港口业务状态和监管规则等要素,发展融合时空特征、业务语义和领域知识的统一建模方法。另一方面,面对航运系统中普遍存在的非线性关系、复杂交互和不确定扰动,需要进一步发展知识增强学习、图智能、时空预测模型和不确定性建模方法,提升模型对复杂航运场景的泛化能力和风险解释能力。知识图谱、超图神经网络、高阶表示学习等方法可用于刻画船舶-港口-航线-环境-规则之间的复杂关联,为海事时空数据从“相关性分析”走向“机制解释”和“因果推理”提供支撑。此外,未来研究还需要进一步关注模型的可解释性、可迁移性和实时适应能力。现有深度学习和智能预测方法在轨迹预测、风险识别和交通流预测中表现出较强性能,但在跨区域、跨港口和跨船型场景中的稳定性仍需提升。通过引入规则约束、机理知识、因果分析和不确定性评估,可进一步增强模型结果的可信度、可解释性和跨场景适应能力,为海事时空数据挖掘与预测的理论方法提升提供支撑。

4.2　面向港口–港口群–企业–监管的应用深化

随着港口运行、航运企业管理和海事监管逐步向数字化和智能化转型,基于时空数据的融合分析技术正在推动港口、港口群、航运企业和航运管理部门形成新的业务应用模式。在港口管理方面,海事时空数据可支持港区交通态势感知、拥堵识别、高风险时段发现、动态泊位分配、航道通行能力评估和作业资源优化配置。港口管理正在由传统的作业结果统计转向过程感知、动态预测和主动调度。通过实时刻画船舶进出港过程、泊位占用状态、港区交通流和设备作业状态,可以提升港口运行效率和服务可靠性[237]。在港口群协同方面,通过分析船舶在不同港口之间的时空关联关系,可为区域港口群的靠泊协调、资源共享及应急联动提供支撑[238]。未来需要进一步从单港优化转向多港协同,从局部调度转向区域网络化治理。在航运企业与监管管理方面,企业可以构建数字化运营看板和智能辅助决策系统,实现服务水平和链路风险的预测预警[239]。总体来看,海事时空数据在航运业的新型应用已深度嵌入港口运行、港口群协同、企业管理与监管决策的全过程,推动航运管理模式向感知化、预测化与智能化方向发展。

4.3　海事时空数据与新兴信息技术融合的工程化落地

随着大数据、人工智能、物联网、数字孪生和大模型等新兴信息技术的发展,海事时空数据正在成为智能航运体系中的关键数字底座。未来研究不仅需要关注算法性能提升,还需要进一步推动海事时空数据与新兴信息技术的深度融合,实现从数据处理、模型分析到业务决策和工程应用的闭环落地。一方面,海事时空数据可为智慧港口、数字航道、数字孪生海域、智能航行和智慧监管等新业态提供统一的数据支撑。通过物联网感知、AIS轨迹监测、遥感观测、港口业务系统和气象水文数据的融合,可实现对船舶运行状态、港区作业过程、航道通行能力和环境风险的实时刻画,为实时态势感知、风险识别、资源调度和碳排放评估提供基础。数字孪生技术则可进一步将真实航运系统映射到可模拟、可推演和可优化的虚拟空间中,为港口调度、航线规划、风险预警和应急响应提供动态决策支持。另一方面,人工智能、大模型、时空预测模型与图智能等技术的发展,为航运智能系统的集成应用提供了新的技术支撑。在工程应用层面,知识图谱、大模型、图智能和时空预测模型可进一步嵌入数字孪生港口、智能监管平台和航运辅助决策系统中,支撑规则查询、风险推理、态势预测、方案推演和人机交互等功能。未来可进一步探索知识图谱与大模型协同、人工智能增强海事规则推理、多模态时空数据融合、绿色航运场景下污染排放智能评估等方向,推动航运决策从“数据驱动分析”走向“知识增强决策”[235,240]。此外,工程化落地还需要关注模型部署、实时计算、标准化评价和系统可复现等问题,应进一步构建面向水路运输的“时空信息综合感知-智能计算-时空决策服务”一体化框架,推动航运时空信息服务从“被动实时传感”向“主动智能认知”和“自

主决策服务”转变。通过形成可迁移、可解释、可部署的海事时空数据智能分析体系,可为数字航道、智能航运和智慧港口的全过程管控提供更加可靠的技术支撑。

参 考 文 献

[1] 李德仁,姚远,邵振峰. 智慧城市中的大数据[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2014,39(6):631-640.
LI Deren, YAO Yuan, SHAO Zhenfeng. Big Data in Smart City[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(6): 631-640.

[2] NEWALIYA N, SINGH Y. A Review of Maritime Spatiotemporal Data Analytics [C]// International Conference on Computational Performance Evaluation, Shillong, India, 2021.

[3] 唐柠. 航运大数据时代正向我们走来[J]. 中国远洋海运,2017(12):22-23.
TANG Ning. The Era of Shipping Big Data Is Coming to Us[J]. *Maritime China*, 2017(12): 22-23.

[4] WEN R, YAN W J, ZHANG A N, et al. Spatiotemporal Route Mining and Visualization for Busy Waterways[C]// IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Budapest, Hungary, 2016.

[5] KABIR M, KANG M J, WU X, et al. Study on U-Turn Behavior of Vessels in Narrow Waterways Based on AIS Data[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 246: 110608.

[6] 周慧君. 顾及地理环境的船舶行为识别研究[J]. 测绘地理信息,2023,48(5):117-122.
ZHOU Huijun. Ship Behavior Identification Considering Geographical Environment[J]. *Journal of Geomatics*, 2023, 48(5): 117-122.

[7] HAN P, YANG X X. Big Data-Driven Automatic Generation of Ship Route Planning in Complex Maritime Environments[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2020, 39(8): 113-120.

[8] FILIPIAK D, WĘCEL K, STRÓŻYNA M, et al. Extracting Maritime Traffic Networks from AIS Data Using Evolutionary Algorithm [J]. *Business & Information Systems Engineering*, 2020, 62(5): 435-450.

[9] YING W, WEN YING M O, MINGWANG OU Q L, et al. Abnormal Detection Method of Transship Based on Marine Target Spatiotemporal Data[J]. *Journal of Internet Technology*, 2023, 24(5): 1123-1130.

[10] HUANG P, CHEN Q, WANG D, et al. Triple-ConvTransformer: A Deep Learning Vessel Trajectory Prediction Method Fusing Discretized Meteorological Data[J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2022, 10: 1012547.

[11] ZHANG K Y, ZHANG C M, ZHU Q H, et al. Ship Trajectory D-TCN Prediction Method Based on Satellite Remote Sensing Positioning Data[C]// China Automation Congress, Xiamen, China, 2022.

[12] WANG S W, LI Y, XING H. A Novel Method for Ship Trajectory Prediction in Complex Scenarios Based on Spatiotemporal Features Extraction of AIS Data[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 281: 114846.

[13] CHEN P F, LI M X, MOU J M. A Velocity Obstacle-Based Real-Time Regional Ship Collision Risk Analysis Method[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(4): 428.

[14] XIONG J T, JIN X, DONG G Z, et al. Risk Assessment of Ship Traffic Safety in Port Waters Based on AIS Data[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 638(1): 012022.

[15] 张帆,范文红,黄亮,等. 基于海事大数据的船舶综合风险评价和船旗国检查选船标准优化研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2022,46(5):938-942.
ZHANG Fan, FAN Wenhong, HUANG Liang, et al. Research on Ship Comprehensive Risk Assessment and Optimization of Flag State Inspection and Ship Selection Standards Based on Maritime Big Data[J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, 2022, 46(5): 938-942.

[16] JOHANSSON L, JALKANEN J P, KUKKONEN J. Global Assessment of Shipping Emissions in 2015 on a High Spatial and Temporal Resolution[J]. *Atmospheric Environment*, 2017, 167: 403-415.

[17] HUANG L, WEN Y Q, GENG X Q, et al. Estimation and Spatiotemporal Analysis of Ship Exhaust Emission in a Port Area[J]. *Ocean Engineering*, 2017, 140: 401-411.

[18] JO D J, KIM Y J, LEE J S, et al. Evaluation of Exhaust Gas Emissions Using Spatiotemporal Analysis Based on Maritime Big Data[J]. *Journal of Coastal Research*, 2023: 508-512.

[19] FENG M X, SHAW S L, PENG G J, et al. Time Efficiency Assessment of Ship Movements in Maritime Ports: A Case Study of Two Ports Based on AIS Data[J]. *Journal of Transport Geography*, 2020, 86: 102741.

[20] YU H C, ZHANG M, CUI C, et al. Evaluating Competitiveness of Container Shipping Operators in the Sustainability and Digitalization Era[J]. *Sustainability*, 2024, 16(10): 4228.

[21] PENG P, LU F, CHENG S F, et al. Mapping the Global Liquefied Natural Gas Trade Network: A Perspective of Maritime Transportation[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 283: 124640.

[22] GUO S, LYU J. Evolution and Stability of Liner Shipping Networks in Northeast Asia from 2018 to 2022

[J]. *Transport Policy*, 2024, 158(C): 159-174.

[23] JIN J L, ZHOU W, JIANG B C. An Overview: Maritime Spatial-Temporal Trajectory Mining[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1757(1): 012125.

[24] WANG S W, LI Y, ZHANG Z Y, et al. Big Data Driven Vessel Trajectory Prediction Based on Sparse Multi-graph Convolutional Hybrid Network with Spatiotemporal Awareness[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 287: 115695.

[25] 李德仁, 马军, 邵振峰. 论时空大数据及其应用[J]. 卫星应用, 2015(9): 7-11.
LI Deren, MA Jun, SHAO Zhenfeng. On Spatio-temporal Big Data and Its Application[J]. *Satellite Application*, 2015(9): 7-11.

[26] ZHOU X X, WANG J Y, ZHENG F J, et al. An Overview of Coastline Extraction from Remote Sensing Data[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(19): 4865.

[27] 韩健. 舰载航行数据记录仪数据通信协议的安全性分析与改进[J]. 科技与创新, 2025(14): 187-189.
HAN Jian. Security Analysis and Improvement of Data Communication Protocol of Ship-Borne Navigation Data Recorder[J]. *Science and Technology & Innovation*, 2025(14): 187-189.

[28] 高积学. 船舶VTS雷达信号测试与分析技术[J]. 舰船科学技术, 2022, 44(18): 165-168.
GAO Jixue. Vessel VTS Radar Signal Testing and Analysis Technology[J]. *Ship Science and Technology*, 2022, 44(18): 165-168.

[29] 殷婷婷, 吴俊孟, 钱龙. 自动化集装箱码头视频监控系统设计[J]. 水运工程, 2022(10): 204-207.
YIN Tingting, WU Junmeng, QIAN Long. Design of Video Monitoring System for Automated Container Terminal[J]. *Port & Waterway Engineering*, 2022(10): 204-207.

[30] 郭乃琨. 船舶轨迹数据挖掘与可视化技术研究[D]. 郑州:信息工程大学, 2022.
GUO Naikun. Study on Ship Trajectory Data Mining and Visualization Technology[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2022.

[31] 张福斌, 马朋, 王智辉. 基于横坐标系的捷联惯性导航系统/多普勒速度仪极区组合导航算法[J]. 兵工学报, 2016, 37(7): 1229-1235.
ZHANG Fubin, MA Peng, WANG Zhihui. SINS/DVL Integrated Navigation Algorithm Based on Transversal Coordinate Frame in Polar Region[J]. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(7): 1229-1235.

[32] 张安民, 张立华, 郭博峰, 等. 海图制图原理与技术[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2022.
ZHANG Anmin, ZHANG Lihua, GUO Bofeng. Oceanic Surveying and Mapping[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2022.

[33] 唐文静. 多源地理空间矢量数据融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
TANG Wenjing. Conflation of Multisource Geospatial Vector Data[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014.

[34] 刘煜, 刘慧璋. 矢量数据和栅格数据在土地预测中的应用对比: 以山西岔口小流域为例[J]. 农业网络信息, 2017(10): 27-31.
LIU Yu, LIU Huizhang. The Application Comparison Between Vector Data and Raster Data in the Land-Use Forecast—Taking Shanxi Cha-Kou Small Watershed as an Example[J]. *Agriculture Network Information*, 2017(10): 27-31.

[35] 姜楠. 天津海事测绘中心水文站网数据的应用探究[J]. 航海, 2019(6): 63-65.
JIANG Nan. Application of Hydrological Station Network Data of Tianjin Maritime Surveying and Mapping Center[J]. *Navigation*, 2019(6): 63-65.

[36] 王晓风. 流域水文气象要素演变特征及径流变化的气候响应[J]. 水上安全, 2024(5): 64-66.
WANG Xiaofeng. Evolution Characteristics of Hydrometeorological Elements and Climate Response of Runoff Change in River Basin[J]. *Maritime Safety*, 2024(5): 64-66.

[37] 钟璐潞, 李桂萍. 珠江航运大数据应用体系及场景研究[J]. 中国水运, 2021(19): 69-71.
ZHONG Lulu, LI Guiping. Research on Application System and Scenarios of Pearl River Shipping Big Data[J]. *China Water Transport*, 2021(19): 69-71.

[38] 张弛. 基于TDQM的海事业务数据质量提升系统设计与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.
ZHANG Chi. Design and Implementation of TDQM-Based MSA Management Data Quality Improvement System[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.

[39] 徐武雄, 初秀民, 刘兴龙. 海事业务数据挖掘和共享关键技术研究[C]//第十届中国智能交通年会, 江苏无锡, 2015.
XU Wuxiong, CHU Xiumin, LIU Xinglong. Research on Key Technologies of Maritime Business Data Mining and Sharing[C]//The 10th China Annual Conference on Intelligent Transportation Systems, Wuxi, China, 2015.

[40] AGAND P, KENNEDY A, HARRIS T, et al. Fuel Consumption Prediction for a Passenger Ferry Using Machine Learning and In-Service Data: A Comparative Study[PP/OL]. V2. arXiv (2023-10-23)[2023-10-19]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.13123.

[41] CERQUEIRA V, TORGO L. Exceedance Probability Forecasting *via* Regression for Significant Wave Height Prediction[PP/OL]. V4. arXiv (2024-05-06)[2022-06-20]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.09821.

[42] ZHAI D Q, FU X J, YIN X F, et al. Predicting Berth Stay for Tanker Terminals: A Systematic and Dynamic Approach[PP/OL]. V2. arXiv (2022-05-18)[2022-04-08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.04085.

[43] LIANG M H, LIU R W, GAO R B, et al. A Survey of Distance-Based Vessel Trajectory Clustering: Data Pre-Processing, Methodologies, Applications, and Experimental Evaluation[PP/OL]. V2. arXiv (2024-07-19)[2024-07-13]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.11084.

[44] ABUELLA M, ATOUI M A, NOWACZYK S, et al. Spatial Clustering Approach for Vessel Path Identification[PP/OL]. arXiv (2024-03-09)[2024-03-09]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.05778.

[45] HAN X Y, ARMENAKIS C, JADIDI M. Modeling Vessel Behaviours by Clustering AIS Data Using Optimized DBSCAN[J]. *Sustainability*, 2021, 13(15): 8162.

[46] XU L, CHEN X H, WEN B W, et al. Ship Classification Based on Trajectories Data and LightGBM Considering Offshore Distance Feature[C]//International Conference on Spatial Data and Intelligence, Nanchang, China, 2023.

[47] HUANG I L, LEE M C, NIEH C Y, et al. Ship Classification Based on AIS Data and Machine Learning Methods[J]. *Electronics*, 2024, 13(1): 98.

[48] 孙晓聪, 付玉慧, 李程浩. 基于RF-ARIMA-BLSTM的港口船舶交通流量预测[J]. 中国航海, 2025, 48(S1): 319-326.
SUN Xiaocong, FU Yuhui, LI Chenghao. Port Traffic Flow Prediction with RF-ARIMA-BLSTM [J]. *Navigation of China*, 2025, 48(S1): 319-326.

[49] WU L, XU Y J, WANG Q, et al. Mapping Global Shipping Density from AIS Data [J]. *Journal of Navigation*, 2017, 70(1): 67-81.

[50] YU H C, FANG Q L, FANG Z X, et al. Carbon Footprints: Uncovering Spatiotemporal Dynamics of Global Container Ship Emissions During 2015—2021 [J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2024, 209: 117165.

[51] LI G R, GAO K, WENG J X, et al. Deciphering Spatial and Multi-scale Variations in the Effects of Key Factors of Maritime Safety: A Multi-scale Geographically Weighted Approach[PP/OL]. V2. arXiv (2023-02-20)[2021-12-11]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.10671.

[52] ZHANG C K, BIN J C, WANG W, et al. AIS Data Driven General Vessel Destination Prediction: A Random Forest Based Approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 118: 102729.

[53] YOON J H, KIM S W, JO J S, et al. A Comparative Study of Machine Learning Models for Predicting Vessel Dwell Time Estimation at a Terminal in the Busan New Port[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(10): 1846.

[54] CHEN Y Y, YANG S H, SUO Y F, et al. Ship Track Prediction Based on DLGWO-SVR [J]. *Scientific Programming*, 2021, 2021(1): 9085617.

[55] LIU J, SHI G Y, ZHU K G. Vessel Trajectory Prediction Model Based on AIS Sensor Data and Adaptive Chaos Differential Evolution Support Vector Regression (ACDE-SVR)[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(15): 2983.

[56] XU T T, LIU X M, YANG X. Ship Trajectory Online Prediction Based on BP Neural Network Algorithm[C]// International Conference of Information Technology, Computer Engineering and Management Sciences, Nanjing, China, 2011.

[57] ZHANG J N, WANG H, CUI F J, et al. Research into Ship Trajectory Prediction Based on an Improved LSTM Network[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(7): 1268.

[58] WU W X, CHEN P F, CHEN L Y, et al. Ship Trajectory Prediction: An Integrated Approach Using ConvLSTM-Based Sequence-to-Sequence Model[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(8): 1484.

[59] JIANG D P, SHI G Y, LI N, et al. TRFM-LS: Transformer-Based Deep Learning Method for Vessel Trajectory Prediction[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(4): 880.

[60] FORTI N, MILLEFIORI L M, BRACA P, et al. Prediction Oof Vessel Trajectories from AIS Data *via* Sequence-to-Sequence Recurrent Neural Networks [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Barcelona, Spain, 2020.

[61] 唐家乐, 段兴锋, 姚鹏. 基于改进Seq2Seq的船舶轨迹预测模型[J]. 上海海事大学学报, 2025, 46(2): 18-22.
TANG Jiale, DUAN Xingfeng, YAO Peng. Ship Trajectory Prediction Model Based on Improved Seq2Seq[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2025, 46(2): 18-22.

[62] LIANG M H, LIU R W, ZHAN Y, et al. Fine-Grained Vessel Traffic Flow Prediction with a Spatiotemporal Multigraph Convolutional Network[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(12): 23694-23707.

[63] LIU L, SHIBASAKI R, ZHANG Y, et al. Data-Driven Framework for Extracting Global Maritime Shipping Networks by Machine Learning[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 269: 113494.

[64] TANG H, WEI L Q, YIN Y, et al. Detection of

Abnormal Vessel Behaviour Based on Probabilistic Directed Graph Model[J]. *Journal of Navigation*, 2020, 73(5): 1014-1035.

[65] JEONG S, KIM T W. Generating a Path-Search Graph Based on Ship-Trajectory Data: Route Search via Dynamic Programming for Autonomous Ships[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 283: 114503.

[66] ZHANG X Z, CHEN G, WANG J C, et al. A GIS-Based Spatial-Temporal Autoregressive Model for Forecasting Marine Traffic Volume of a Shipping Network[J]. *Scientific Programming*, 2019, 2019(1): 2345450.

[67] 王直欢, 胡炜琴, 王逸文. 基于复杂网络的长三角和粤港澳航运网络韧性评估[J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(5): 184-193.
WANG Zhihuan, HU Weiqin, WANG Yiwen. Resilience Assessment of Yangtze River Delta and Guangdong-Hong Kong-Macao Shipping Networks Based on Complex Network[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2023, 23(5): 184-193.

[68] 龙程. 基于船舶移动行为规律认知的轨迹异常探测[D]. 长沙: 中南大学, 2022.
LONG Cheng. Detection of trajectory abnormality based on cognition of ship movement behavior law[D]. Changsha: Central South University, 2022.

[69] 王立林, 刘俊. 基于多尺度卷积的船舶行为识别方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(12): 3691-3696.
WANG Lilin, LIU Jun. Ship Behavior Recognition Method Based on Multi-scale Convolution[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(12): 3691-3696.

[70] 李倍莹. 基于船舶行为分析的多特征融合异常检测模型[D]. 大连: 大连海事大学, 2022.
LI Beiying. Multi-feature Fusion Anomaly Detection Model Based on Vessel Behavior Analysis[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2022.

[71] 魏照坤, 谢新连, 潘伟, 等. 基于朴素贝叶斯算法的船舶异常行为监测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(6): 147-154.
WEI Zhaokun, XIE Xinlian, PAN Wei, et al. Ship Abnormal Behavior Detection Based on Naive Bayes[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2017, 17(6): 147-154.

[72] RONG H, TEIXEIRA A P, SOARES C G. A Framework for Ship Abnormal Behaviour Detection and Classification Using AIS Data[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 247: 110105.

[73] 马杰, 何沐蓉, 贾承丰, 等. 基于上下文自编码的船舶行为语义表征[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(4): 334-347.
MA Jie, HE Murong, JIA Chengfeng, et al. Semantic Representation of Ship Behavior Based on Context Autoencoder[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(4): 334-347.

[74] 张天元. 基于大数据的船舶行为分析系统的设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.
ZHANG Tianyuan. Design and Implementation of Ship Behavior Analysis System Based on Big Data[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[75] 黄靓莹. 基于AIS信息的船舶异常行为研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2018.
HUANG Liangying. The Research of Ship Abnormal Behavior Based on AIS Data[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2018.

[76] 胡智辉. 基于轨迹聚类的船舶异常行为识别研究[D]. 厦门: 集美大学, 2017.
HU Zhihui. Research on Ship Anomaly Behavior Identification Based on Trajectory Clustering[D]. Xiamen: Jimei University, 2017.

[77] LIU L, ZHANG Y, HU Y, et al. A Hybrid-Clustering Model of Ship Trajectories for Maritime Traffic Patterns Analysis in Port Area[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(3): 342.

[78] WANG L H, CHEN P F, CHEN L Y, et al. Ship AIS Trajectory Clustering: An HDBSCAN-Based Approach[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(6): 566.

[79] ZHANG C, LIU S T, GUO M Z, et al. A Novel Ship Trajectory Clustering Analysis and Anomaly Detection Method Based on AIS Data[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 288: 116082.

[80] 钱海. 基于关联规则的船舶异常行为检测研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2022.
QIAN Hai. Research on Vessel Anomaly Behavior Detection Based on Association Rules[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2022.

[81] FENG C X, XU J H, ZHANG J Q, et al. A Spatiotemporal Co-occurrence Pattern Mining Algorithm Based on Ship Trajectory Data[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2024, 16(9): 16878132241274449.

[82] WANG S P, GANG L H, LIU T, et al. Analysis of the Characteristics of Ship Collision-Avoidance Behavior Based on Apriori and Complex Network[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(1): 35.

[83] KUNDAKCI B, NAS S. Evaluation of the Anchorage Area Selection by Using Association Rule Mining[J]. *Case Studies on Transport Policy*, 2025, 21: 101544.

[84] 向琛. 基于孤立森林算法的船舶异常行为集成检测[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
XIANG Chen. Integrated Detection of Ship Abnormal Behavior Based on Isolation Forest Algorithm[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020.

[85] 陈家豪, 刘钊, 张明阳, 等. 融合主成分分析与支持向量机的船舶异常行为识别方法[J]. 中国航海, 2023, 46(3): 126-134.
CHEN Jiahao, LIU Zhao, ZHANG Mingyang, et al. Identifying Ship's Abnormal Behavior by Using Principal Component Analysis and Support Vector Machine in Combination[J]. *Navigation of China*, 2023, 46(3): 126-134.

[86] SHI Y, LONG C, YANG X X, et al. Abnormal Ship Behavior Detection Based on AIS Data[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(9): 4635.

[87] ZHENG H L, HU Q Y, YANG C, et al. Identification of Spoofing Ships from Automatic Identification System Data via Trajectory Segmentation and Isolation Forest[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(8): 1516.

[88] LÜ X D, SHU N N, JIANG R H, et al. An Unsupervised Deep Learning Approach for Detecting Anomalous Identities of Ships[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 339: 122144.

[89] 甄荣, 金永兴, 胡勤友, 等. 基于AIS信息和BP神经网络的船舶航行行为预测[J]. 中国航海, 2017, 40(2): 6-10.
ZHEN Rong, JIN Yongxing, HU Qinyou, et al. Vessel Behavior Prediction Based on AIS Data and BP Neural Network [J]. *Navigation of China*, 2017, 40(2): 6-10.

[90] 杨红, 韩鹏, 刘畅, 等. 基于多任务学习的船舶行为识别与轨迹预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2022, 41(4): 1-7.
YANG Hong, HAN Peng, LIU Chang, et al. Vessel Behavior Recognition and Trajectory Prediction Based on Multi-task Learning Model [J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University* (*Natural Science*), 2022, 41(4): 1-7.

[91] MA H, ZUO Y, LI T S. Vessel Navigation Behavior Analysis and Multiple-Trajectory Prediction Model Based on AIS Data[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2022, 2022(1): 6622862.

[92] WANG W T, XIONG W, OUYANG X, et al. TPTrans: Vessel Trajectory Prediction Model Based on Transformer Using AIS Data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2024, 13(11): 400.

[93] HUANG F L, LIU Z R, LI X H, et al. Vessel Trajectory Prediction Based on AIS Data: Dual-Path Spatial-Temporal Attention Network with Multi-attribute Information [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(11): 2031.

[94] ZHEN R, RIVEIRO M, JIN Y X. A Novel Analytic Framework of Real-Time Multi-vessel Collision Risk Assessment for Maritime Traffic Surveillance [J]. *Ocean Engineering*, 2017, 145: 492-501.

[95] ZHANG W B, FENG X Y, GOERLANDT F, et al. Towards a Convolutional Neural Network Model for Classifying Regional Ship Collision Risk Levels for Waterway Risk Analysis [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2020, 204: 107127.

[96] NAMGUNG H, KIM J S. Collision Risk Inference System for Maritime Autonomous Surface Ships Using COLREGs Rules Compliant Collision Avoidance[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 7823-7835.

[97] UNG S T. Navigation Risk Estimation Using a Modified Bayesian Network Modeling: A Case Study in Taiwan[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 213: 107777.

[98] YANG Y, SHAO Z P, HU Y, et al. Geographical Spatial Analysis and Risk Prediction Based on Machine Learning for Maritime Traffic Accidents: A Case Study of Fujian Sea Area[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 113106.

[99] MAZAHERI A, MONTEWKA J, KOTILAINEN P, et al. Assessing Grounding Frequency Using Ship Traffic and Waterway Complexity[J]. *Journal of Navigation*, 2015, 68(1): 89-106.

[100] YANG L C, LIU J X, LIU Z, et al. Grounding Risk Quantification in Channel Using the Empirical Ship Domain[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 286: 115672.

[101] MAZAHERI A, MONTEWKA J, KUJALA P. Towards an Evidence-Based Probabilistic Risk Model for Ship-Grounding Accidents[J]. *Safety Science*, 2016, 86: 195-210.

[102] ABAEI M M, ARZAGHI E, ABBASSI R, et al. Dynamic Reliability Assessment of Ship Grounding Using Bayesian Inference[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 159: 47-55.

[103] YOUSSEF S A M, PAIK J K. Hazard Identification and Scenario Selection of Ship Grounding Accidents [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 153: 242-255.

[104] LIU Y, FRANGOPOL D M. Probabilistic Risk, Sustainability, and Utility Associated with Ship Grounding Hazard[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 154: 311-321.

[105] AKYUZ E. A Hybrid Accident Analysis Method to Assess Potential Navigational Contingencies: The Case of Ship Grounding[J]. *Safety Science*, 2015, 79: 268-276.

[106] WANG H B, LI X G, LI P F, et al. Application of Real-Coded Genetic Algorithm in Ship Weather Routing[J]. *Journal of Navigation*, 2018, 71(4): 989-1010.

[107] KUROSAWA K, UCHIYAMA Y, KOSAKO T. Development of a Numerical Marine Weather Routing System for Coastal and Marginal Seas Using Regional

Oceanic and Atmospheric Simulations[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 195: 106706.

[108]KUHLEMANN S, TIERNEY K. A Genetic Algorithm for Finding Realistic Sea Routes Considering the Weather[J]. *Journal of Heuristics*, 2020, 26(6): 801-825.

[109]FABBRI T, VICEN-BUENO R. Weather-Routing System Based on METOC Navigation Risk Assessment[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2019, 7(5): 127.

[110]PENNINO S, GAGLIONE S, INNAC A, et al. Development of a New Ship Adaptive Weather Routing Model Based on Seakeeping Analysis and Optimization[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(4): 270.

[111]SZLAPCZYNSKA J. Multi-objective Weather Routing with Customised Criteria and Constraints[J]. *Journal of Navigation*, 2015, 68(2): 338-354.

[112]YUAN Q M, WANG S Z, ZHAO J S, et al. Uncertainty-Informed Ship Voyage Optimization Approach for Exploiting Safety, Energy Saving and Low Carbon Routes[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112887.

[113]LIN Y H, FANG M C, YEUNG R W. The Optimization of Ship Weather-Routing Algorithm Based on the Composite Influence of Multi-dynamic Elements[J]. *Applied Ocean Research*, 2013, 43: 184-194.

[114] SHAO W, ZHOU P L, THONG S K. Development of a Novel Forward Dynamic Programming Method for Weather Routing[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2012, 17(2): 239-251.

[115]ZHAO W, WANG H B, GENG J N, et al. Multi-objective Weather Routing Algorithm for Ships Based on Hybrid Particle Swarm Optimization[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2022, 21(1): 28-38.

[116]GKEREKOS C, LAZAKIS I. A Novel, Data-Driven Heuristic Framework for Vessel Weather Routing[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 197: 106887.

[117]BEŞIKÇI E B, ARSLAN O, TURAN O, et al. An Artificial Neural Network Based Decision Support System for Energy Efficient Ship Operations[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 66: 393-401.

[118] 汤青慧, 唐旭, 崔晓晖, 等. 基于动态通达网络模型的最优航程规划方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(4): 521-528.
TANG Qinghui, TANG Xu, CUI Xiaohui, et al. Optimal Voyage Planning Strategies Based on a Dynamic Access Network Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(4): 521-528.

[119]HUANG J C, NIEH C Y, KUO H C. Risk Assessment of Ships Maneuvering in an Approaching Channel Based on AIS Data[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 173: 399-414.

[120]HE H W, MANSUY M, VERWILLIGEN J, et al. Global Path Planning for Inland Vessels Based on Fast Marching Algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 312: 119172.

[121]JANG D U, KIM J S. Map Space Modeling Method Reflecting Safety Margin in Coastal Water Based on Electronic Chart for Path Planning[J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1723.

[122]ZHANG L, MOU J M, CHEN P F, et al. Path Planning for Autonomous Ships: A Hybrid Approach Based on Improved APF and Modified VO Methods[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(7): 761.

[123]YUN S W, KIM D H, KIM S W, et al. Global Path Planning for Autonomous Ship Navigation Considering the Practical Characteristics of the Port of Ulsan[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(1): 160.

[124]LIU Y, PANG K W, JIN Y, et al. Optimizing Vessel Scheduling in Ports: An Integer Programming Approach to Mitigating Extreme Weather Impacts[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 205: 111134.

[125]VO A K, MAI T L, YOON H K. Path Planning for Automatic Berthing Using Ship-Maneuvering Simulation-Based Deep Reinforcement Learning[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(23): 12731.

[126] 刘磊, 胥佳明, 胡泊. 基于两阶段启发式算法的引航员排班调度及培训优化[J]. 中国航海, 2025, 48(2): 52-61.
LIU Lei, XU Jiaming, HU Bo. An Optimization Study of Pilot Scheduling and Pilot Training Based on a Two-Stage Heuristic Algorithm[J]. *Navigation of China*, 2025, 48(2): 52-61.

[127] 张延珍, 兰培真. 基于遗传蝙蝠算法的引航排班方法[J]. 上海海事大学学报, 2021, 42(2): 15-19.
ZHANG Yanzhen, LAN Peizhen. Pilotage Scheduling Method Based on Genetic Bat Algorithm[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2021, 42(2): 15-19.

[128] 李召辉, 王博岩, 狄仲捷, 等. 基于智能调度系统的琼州海峡客滚运输班期优化[J]. 航海技术, 2025(3): 38-42.
LI Zhaohui, WANG Boyan, DI Zhongjie, et al. Optimization of Passenger Ro-Ro Shipping Schedules in the Qiongzhou Strait Through an Intelligent Scheduling System[J]. *Marine Technology*, 2025(3): 38-42.

[129]QI X T, SONG D P. Minimizing Fuel Emissions

by Optimizing Vessel Schedules in Liner Shipping with Uncertain Port Times[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2012, 48(4): 863-880.

[130] 郑红星, 吴云强, 邵思杨, 等. 考虑潮汐影响的泊位分配与船舶调度集成优化[J]. 信息与控制, 2020, 49(1): 95-103.
ZHENG Hongxing, WU Yunqiang, SHAO Siyang, et al. Integrated Ship Inbound and Outbound Port Order and Berth Allocation Scheduling Under Tidal Influence [J]. *Information and Control*, 2020, 49(1): 95-103.

[131] AGRA A, RODRIGUES F. Distributionally Robust Optimization for the Berth Allocation Problem Under Uncertainty [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2022, 164: 1-24.

[132] YU H, ZHANG M Z, HE J L, et al. Choice of Loading Clusters in Container Terminals[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2020, 46: 101190.

[133] YU H, NING J Z, WANG Y, et al. Flexible Yard Management in Container Terminals for Uncertain Retrieving Sequence[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2021, 212: 105794.

[134] 郑建风, 赵煜星, 刘欣桐, 等. 多港口区域泊位资源的最优配置与分配[J]. 交通运输工程学报, 2023, 23(5): 183-191.
ZHENG Jianfeng, ZHAO Yuxing, LIU Xintong, et al. Optimal Configuration and Allocation of Berth Resources in Multi-port Regions [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(5): 183-191.

[135] 张艳伟, 王楠, 朱凌坤. 集装箱港口多码头泊位联合分配优化研究[J]. 中国工程机械学报, 2024, 22(3): 293-298.
ZHANG Yanwei, WANG Nan, ZHU Lingkun. Optimization of Integrated Allocation of Multiterminal's Berths in Container Port [J]. *Chinese Journal of Construction Machinery*, 2024, 22(3): 293-298.

[136] 李林, 安小刚, 蔡金易. 琼州海峡客滚运输现状分析及信息集成方案[J]. 中国水运, 2023(21): 52-53.
LI Lin, AN Xiaogang, CAI Jinyi. Analysis on the Present Situation of Passenger Ro-Ro Transportation in Qiongzhou Strait and Information Integration Scheme [J]. *China Water Transport*, 2023(21): 52-53.

[137] KISHORE L, PAI Y P, GHOSH B K, et al. Maritime Shipping Ports Performance: A Systematic Literature Review[J]. *Discover Sustainability*, 2024, 5(1): 108.

[138] LIU Y. Analyze and Process Big Data to Research the Competitiveness of Urban Ports in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area [C]// SPIE—The International Society for Optical Engineering 12129: 121290Y, Online, 2021.

[139] PENG P, YANG Y, LU F, et al. Modelling the Competitiveness of the Ports Along the Maritime Silk Road with Big Data[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2018, 118: 852-867.

[140] YU H C, FANG Z X, PENG G J, et al. Revealing the Linkage Network Dynamic Structures of Chinese Maritime Ports Through Automatic Information System Data[J]. *Sustainability*, 2017, 9(10): 1913.

[141] 向哲, 施朝健, 胡勤友, 等. 利用AIS数据计算港口间竞争度的方法[J]. 上海海事大学学报, 2016, 37(1): 60-64.
XIANG Zhe, SHI Chaojian, HU Qinyou, et al. An Approach for Calculating Competitive Degree Among Ports Using AIS Data [J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2016, 37(1): 60-64.

[142] YU H C, GUO Z, XU L. Research on Port Competitiveness Dynamics in China Under the Background of Free Trade Zone and Port Integration[J]. *Sustainability*, 2025, 17(12): 5502.

[143] 刘兴鹏. 航运"大时代"背景下我国航运企业的发展战略[J]. 水运管理, 2016, 38(1): 5-7.
LIU Xingpeng. The Development Strategy of China's Shipping Enterprises Under the Background of Shipping "Big Era" [J]. *Shipping Management*, 2016, 38(1): 5-7.

[144] 吕雯明, 朱嘉琪. 长荣海运企业发展战略分析[J]. 珠江水运, 2019(8): 70-71.
LÜ Wenming, ZHU Jiaqi. Analysis of Evergreen Marine Corporation's Corporate Development Strategy [J]. *Pearl River Water Transport*, 2019(8): 70-71.

[145] 高长峰. "十四五"时期干散货航运企业战略转型方向初探[J]. 中国水运, 2021(11): 6-9.
GAO Changfeng. A Preliminary Study on the Strategic Transformation Direction of Dry Bulk Shipping Enterprises During the 14th Five-Year Plan Period [J]. *China Water Transport*, 2021(11): 6-9.

[146] JOVIĆ MIHANOVIĆ M, AKSENTIJEVIĆ S, TIJAN E, et al. Digital Transformation and Business Model Innovation: Enhancing Productivity in the Croatian Maritime Transport Sector[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(5): 999.

[147] XU Y, PENG P, LU F, et al. Uncovering the Multiplex Network of Global Container Shipping: Insights from Shipping Companies [J]. *Journal of Transport Geography*, 2024, 120: 103991.

[148] YANG D, YUE X, YAP W Y. Geospatial Resilience of Shipping Alliances: Navigating the Red Sea Crisis [J]. *Journal of Transport Geography*, 2025, 126: 104254

[149] PANAYIDES P M, WIEDMER R. Strategic Alliances in Container Liner Shipping [J]. *Research in Trans-*

portation Economics, 2011, 32(1): 25-38.

[150]DONG G, ZHANG J J, DAI M. Evaluating the Resilience Impacts of Emission Reduction Policies in Green Liner Shipping Network Along the New Maritime Silk Road[J]. *Regional Studies in Marine Science*, 2025, 86: 104209.

[151]CAO Y H, XIN X R, JARUMANEEROJ P, et al. Data-Driven Resilience Analysis of the Global Container Shipping Network Against Two Cascading Failures[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193: 103857.

[152]KALUZA P, KÖLZSCH A, GASTNER M T, et al. The Complex Network of Global Cargo Ship Movements[J]. *Journal of the Royal Society*, Interface, 2010, 7(48): 1093-1103.

[153]GAO M, SHI G Y. Ship-Handling Behavior Pattern Recognition Using AIS Sub-Trajectory Clustering Analysis Based on the T-SNE and Spectral Clustering Algorithms [J]. *Ocean Engineering*, 2020, 205: 106919.

[154]XU X F, CUI D, LI Y, et al. Research on Ship Trajectory Extraction Based on Multi-attribute DBSCAN Optimisation Algorithm[J]. *Polish Maritime Research*, 2021, 28(1): 136-148.

[155]REN F Y, HAN Y, WANG S H, et al. A Novel High-Dimensional Trajectories Construction Network Based on Multi-clustering Algorithm [J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2022, 2022(1): 18.

[156]DUCRUET C. The Geography of Maritime Networks: A Critical Review[J]. *Journal of Transport Geography*, 2020, 88: 102824.

[157]YU P, WANG Z P, WANG P W, et al. Dynamic Evolution of Shipping Network Based on Hypergraph [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, 598: 127247.

[158]SHIBUYA K, SHIBASAKI R. Modeling Structural Changes in Intra-Asian Maritime Container Shipping Networks Considering Their Characteristics[J]. *Sustainability*, 2023, 15(13): 10055.

[159]JARUMANEEROJ P, BARNETT LAWTON J, SVINDLAND M. An Evolution of the Global Container Shipping Network: Port Connectivity and Trading Community Structure (2011—2017) [J]. *Maritime Economics & Logistics*, 2024, 26(2): 283-306.

[160]QU S, SHE Y L, ZHOU Q, et al. Modeling the Dynamic Impacts of Maritime Network Blockage on Global Supply Chains[J]. *The Innovation*, 2024, 5(4): 100653.

[161]CHANG W Q, LI N, ZHAO Y X. Resilience of Regional Container Port Network: Based on Projection Correlation and Dynamic Spatial Markov Chain [J]. *Maritime Policy & Management*, 2025, 52(5): 764-780.

[162]BERGANTINO A S, GARDELLI A, ROTARIS L. Assessing Transport Network Resilience: Empirical Insights from Real-World Data Studies[J]. *Transport Reviews*, 2024, 44(4): 834-857.

[163]LU B, SUN Y, WANG H P, et al. Dynamic Resilience Analysis of the Liner Shipping Network: From Structure to Cooperative Mechanism [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2024, 191: 103755.

[164]WANG N X, YUEN K F, GAO X Y, et al. Resilience Assessment of Global Container Shipping Network via Port Communities [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2025, 141: 104649.

[165]FERNANDEZ-PEREZ A, LOSADA I J, LARA J L. A Framework for Climate Change Adaptation of Port Infrastructures[J]. *Coastal Engineering*, 2024, 191: 104538.

[166] 禹佳宁, 方志祥, 胡筱渊, 等. 红海袭击事件波及的全球战略物资海运网络变化分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(4): 852-865.
YU Jianing, FANG Zhixiang, HU Xiaoyuan, et al. Analysis of Changes in Maritime Transport Networks for Strategic Materials Affected by Attacks in the Red Sea[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(4): 852-865.

[167]YI W, WANG X T, HE T K. High-Resolution Global Shipping Emission Inventory by Shipping Emission Inventory Model (SEIM) [J]. *Earth System Science Data*, 2025, 17(1): 277-292.

[168]KRAMEL D, MURI H, KIM Y, et al. Global Shipping Emissions from a Well-to-Wake Perspective: The MariTEAM Model[J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 55(22): 15040-15050.

[169]European Environment Agency. EMEP/EEA Air Pollutant Emission Inventory Guidebook 2023[R/OL]. [2023-10-02]. https://www.eea.europa.eu/en/analysis/publications/emep-eea-guidebook-2023.

[170]GUO J J, HUANG Q B, CUI L B. The Impact of the Sino-US Trade Conflict on Global Shipping Carbon Emissions[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 316: 128381.

[171]SOFIEV M, WINEBRAKE J J, JOHANSSON L, et al. Cleaner Fuels for Ships Provide Public Health Benefits with Climate Tradeoffs[J]. *Nature Communications*, 2018, 9: 406.

[172]CHENDS, WANGXT, LIY, etal. High-Spatiotemporal-Resolution Ship Emission Inventory of China Based on AIS Data in 2014[J]. *Science of the Total Environ-*

ment, 2017, 609: 776-787.

[173]MOU N X, ZHANG X H, YANG T F, et al. Carbon Footprints: Uncovering Multilevel Spatiotemporal Changes of Ship Emissions During 2019—2021 in the U. S[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 912: 169395.

[174]LI H J, JIA P, WANG X J, et al. Ship Carbon Dioxide Emission Estimation in Coastal Domestic Emission Control Areas Using High Spatial-Temporal Resolution Data: A China Case[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2023, 232: 106419.

[175]BACALJA B, KRČUM M, SLIŠKOVIĆ M. A Line Ship Emissions While Manoeuvring and Hotelling—A Case Study of Port Split[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(11): 953.

[176]KWON Y. High-Resolution Spatial Distribution of Marine Vessel Emission and Its Significance in Sustainable Port Air Quality Management: A Case Study of Port of Incheon[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 258: 111799.

[177]BAI S B, WEN Y Q, HE L, et al. Single-Vessel Plume Dispersion Simulation: Method and a Case Study Using CALPUFF in the Yantian Port Area, Shenzhen (China)[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(21): 7831.

[178]TOSCANO D, MARRO M, MELE B, et al. Assessment of the Impact of Gaseous Ship Emissions in Ports Using Physical and Numerical Models: The Case of Naples[J]. *Building and Environment*, 2021, 196: 107812.

[179]TSENG Y L, CHENG W H, YUAN C S, et al. Impacts of Ship Emissions and Sea-Land Breeze on Urban Air Quality Using Chemical Characterization, Source Contribution and Dispersion Model Simulation of $PM_{2.5}$ at Asian Seaport[J]. *Environmental Pollution*, 2024, 347: 123663.

[180]GAN L X, LU T F, SHU Y Q. Diffusion and Superposition of Ship Exhaust Gas in Port Area Based on Gaussian Puff Model: A Case Study on Shenzhen Port[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2): 330.

[181]FUENTES GARCÍA G, ECHEVERRÍA R S, REYNOSO A G, et al. Sea Port SO_2 Atmospheric Emissions Influence on Air Quality and Exposure at Veracruz, Mexico[J]. *Atmosphere*, 2022, 13(12): 1950.

[182]KUZU S L, BILGILI L, KILIÇ A. Estimation and Dispersion Analysis of Shipping Emissions in Bandirma Port, Turkey[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2021, 23(7): 10288-10308.

[183]RAUT J C, LAW K S, ONISHI T, et al. Impact of Shipping Emissions on Air Pollution and Pollutant Deposition over the Barents Sea[J]. *Environmental Pollution*, 2022, 298: 118832.

[184]DONG X Y, ZHANG Y, YU G Y, et al. Environmental and Health Impacts of Reduced $PM_{2.5}$ and Trace Metals from Ship Emissions Under Low-Sulfur Fuel Oil Policy in Shanghai, China[J]. *Environmental Pollution*, 2025, 377: 126409.

[185]JANG E, CHOI S, YOO E, et al. Impact of Shipping Emissions Regulation on Urban Aerosol Composition Changes Revealed by Receptor and Numerical Modelling[J]. *npj Climate and Atmospheric Science*, 2023, 6: 52.

[186]LUO Z Y, PENG L, LÜ Z F, et al. Impacts of Shipping Emissions on Ozone Pollution in China[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2025, 25(20): 13635-13649.

[187]YAO E H, XUE Z Y, WOJEWODZKI M, et al. Forecasting Air Pollutant Emission Intensity for Maritime Shipping Based on Machine Learning and Statistical Time-Series Models[J]. *Marine Development*, 2026, 4(1): 3.

[188]PATERNINA-ARBOLEDA C D, AGUDELO-CASTAÑEDA D, VOß S, et al. Towards Cleaner Ports: Predictive Modeling of Sulfur Dioxide Shipping Emissions in Maritime Facilities Using Machine Learning[J]. *Sustainability*, 2023, 15(16): 12171.

[189]ŞAHIN V. Explainable Machine Learning-Based Prediction of CO_2 Emissions from Passenger Vessels[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 341: 122752.

[190]LIM S, OH J. Hybrid Neural Network-Based Maritime Carbon Dioxide Emission Prediction: Incorporating Dynamics for Enhanced Accuracy[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(9): 4654.

[191]SHI X J, CHEN Z R, WANG H, et al. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting[C]//The 29th International Conference on Neural Information Processing Systems, Cambridge, MA, USA, 2015.

[192]WANG Z H, LU T Y, HAN Y, et al. Improving Ship Fuel Consumption and Carbon Intensity Prediction Accuracy Based on a Long Short-Term Memory Model with Self-Attention Mechanism[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(18): 8526.

[193]YU H C, JIANG C X, FANG Q L, et al. Deep Learning Driven Spatiotemporal Prediction of Global Carbon Emissions from Container Shipping[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2026, 151: 105169.

[194]LI Y, LI Z X, MEI Q, et al. Research on Multi-port Ship Traffic Prediction Method Based on Spatiotemporal Graph Neural Networks[J]. *Journal of Marine*

Science and Engineering, 2023, 11(7): 1379.

[195]ZHAO C, LI X, ZUO M, et al. Spatiotemporal Dynamic Network for Regional Maritime Vessel Flow Prediction Amid COVID-19[J]. *Transport Policy*, 2022, 129: 78-89.

[196]LI Y G, YU R, SHAHABI C, et al. Diffusion Convolutional Recurrent Neural Network: Data-Driven Traffic Forecasting[C]//The 6th International Conference on Learning Representations, Vancouver, British Columbia, Canada, 2018.

[197]NI J H, TIAN H J, ZHANG K J, et al. Data-Driven Multi-scale Channel-Aligned Transformer for Low-Carbon Autonomous Vessel Operations: Enhancing CO_2 Emission Prediction and Green Autonomous Shipping Efficiency[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(6): 1143.

[198]LIN C L, CHEN T P, FAN K C, et al. Radar High-Resolution Range Profile Ship Recognition Using Two-Channel Convolutional Neural Networks Concatenated with Bidirectional Long Short-Term Memory[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(7): 1259.

[199]LI J X, LI D Y, JIANG Y, et al. Few-Shot Radar HRRP Recognition Based on Improved Prototypical Network[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, California, USA, 2023.

[200]LI J, ZHANG F, PAN S, et al. High-Accuracy Small Target Recognition with Photonics-Based Radar HRRP[C]// Asia Communications and Photonics Conference, Shanghai, China, 2021.

[201]YUE Z B, LU J B, WAN L. Lightweight Transformer Network for Ship HRRP Target Recognition[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(19): 9728.

[202]ZHANG X W, WEI Y, WANG W Y. Patch-Wise Autoencoder Based on Transformer for Radar High-Resolution Range Profile Target Recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(23): 29406-29414.

[203]WU L G, HU S L, XU J H, et al. Ship HRRP Target Recognition Against Decoy Jamming Based on CNN-BiLSTM-SE Model[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2024, 18(2): 361-378.

[204]ZHONG Y J, SHI L C, KUANG Z Y, et al. Radar HRRP Signal Re-ID via Deep Learning[C]//CIE International Conference on Radar, Haikou, China, 2021.

[205]DONG H W, WEI F M, XU Q Q, et al. An End-to-End Network for Multi-scale Ship Detection in SAR Images[C]//The 2nd International Symposium on Control Engineering and Robotics, Hangzhou, China, 2023.

[206]LEI Y, LENG X G, SUN Z Z, et al. Ship Target Recognition in SAR Image with Implicit Complex Information Enhancement[C]//CIE International Conference on Radar , Haikou, China, 2021.

[207]JIANG S B, ZHU M C, HE Y, et al. Ship Detection with Sar Based on Yolo[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Waikoloa, HI, USA, 2020.

[208]LI J Y, PENG C. Weighted Residual Network for SAR Automatic Target Recognition with Data Augmentation[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2023, 17: 1298653.

[209]XIE H T, JIANG X Q, HU X, et al. High-Efficiency and Low-Energy Ship Recognition Strategy Based on Spiking Neural Network in SAR Images[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2022, 16: 970832.

[210]ZHANG Y, LEI Z Y, ZHUANG L, et al. A CNN Based Method to Solve Class Imbalance Problem in SAR Image Ship Target Recognition[C]// IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, 2021.

[211]ZHAN R H, CUI Z Y. Ship Recognition for SAR Scene Images Under Imbalance Data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(24): 6294.

[212]LI Y D, ZHANG S S, WANG W Q. A Lightweight Faster R-CNN for Ship Detection in SAR Images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4006105.

[213]HU L, CHEN J. Ship Target Detection in SAR Images Based on FPGA[C]//The 3rd China International SAR Symposium, Shanghai, China, 2022.

[214]YAN Z J, XIAO Y J, CHENG L, et al. Exploring AIS Data for Intelligent Maritime Routes Extraction[J]. *Applied Ocean Research*, 2020, 101: 102271.

[215]ZHANG Y Q, LI W F. Dynamic Maritime Traffic Pattern Recognition with Online Cleaning, Compression, Partition, and Clustering of AIS Data[J]. *Sensors*, 2022, 22(16): 6307.

[216]KONG Z, CUI Y Q, XIONG W, et al. Ship Target Recognition Based on Context-Enhanced Trajectory[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2022, 11(12): 584.

[217]LI G C, ZHANG X Y, JIANG L L, et al. An Approach for Traffic Pattern Recognition Integration of Ship AIS Data and Port Geospatial Features[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2024, 27(6): 2048-2075.

[218]ZHOU Y, DAAMEN W, VELLINGA T, et al. Ship Classification Based on Ship Behavior Clustering from AIS Data[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 175: 176-187.

[219]PARK J, JEONG J, PARK Y. Ship Trajectory Prediction Based on Bi-LSTM Using Spectral-Clustered AIS Data[J]. *Journal of Marine Science and*

Engineering, 2021, 9(9): 1037.

[220]JIN L, LIU G D. A Convolutional Neural Network for Ship Targets Detection and Recognition in Remote Sensing Images[C]// IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, Chongqing, China, 2020.

[221]ZHANG D J, ZHAN J, TAN L F, et al. Comparison of Two Deep Learning Methods for Ship Target Recognition with Optical Remotely Sensed Data[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(10): 4639-4649.

[222]WANG W S, REN J X, SU C, et al. Ship Detection in Multispectral Remote Sensing Images via Saliency Analysis[J]. *Applied Ocean Research*, 2021, 106: 102448.

[223]LIU J M, CHEN H, WANG Y. Multi-Source Remote Sensing Image Fusion for Ship Target Detection and Recognition[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(23): 4852.

[224]REN Y M, WANG X H, YANG J. Maritime Ship Recognition Based on Convolutional Neural Network and Linear Weighted Decision Fusion for Multimodal Images[J]. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2023, 20(10): 18545-18565.

[225]AI J Q, PEI Z L, YAO B D, et al. AIS Data Aided Rayleigh CFAR Ship Detection Algorithm of Multiple-Target Environment in SAR Images [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(2): 1266-1282.

[226]KOLEV N, HRISTOV A, TSVETKOV M, et al. AIS Assisted Sentinel-1 SLC Image Ship Detection, Motion and Displacement Estimation[C]//The 21st International Symposium on Electrical Apparatus & Technologies, Bourgas, Bulgaria, 2020.

[227]LÜ Y N, ZHONG L H, QIU X L, et al. Improving the Image Quality of Moving Ships for GF-3NG Based on Simultaneous AIS Information[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(10): 1951.

[228]DUAN G X, WANG Y H, ZHANG Y M, et al. A Network Model for Detecting Marine Floating Weak Targets Based on Multimodal Data Fusion of Radar Echoes[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9163.

[229]AHMED M, EL-SHEIMY N, LEUNG H. Dual-Modal Approach for Ship Detection: Fusing Synthetic Aperture Radar and Optical Satellite Imagery [J]. *Sensors*, 2025, 25(2): 329.

[230]CUI W, WANG Z W, ZHAO H L, et al. Multi-scale Graph Aggregation Based Ship Target Recognition [C]//The 9th International Conference on Dependable Systems and Their Applications, Wulumuqi, China, 2022.

[231]庞小平, 胡昕衍, 叶帅, 等. 面向北极航道夏季适航性评估的知识图谱构建方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026,51(6):1253-1262.
PANG Xiaoping, HU Xinkan, YE Shuai, et al. Research on a Knowledge Graph Construction Method for Summer Navigability Assessment of the Arctic Route [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026,51(6):1253-1262.

[232] GAN L X, CHEN Q H, ZHANG D F, et al. Construction of Knowledge Graph for Flag State Control (FSC) Inspection for Ships: A Case Study from China [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(10): 1352.

[233]GAN L X, YANG Q H, XU Y, et al. Construction of an LNG Carrier Port State Control Inspection Knowledge Graph by a Dynamic Knowledge Distillation Method [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(3): 426.

[234]LIU C Y, ZHANG X Y, XU Y, et al. Knowledge Graph for Maritime Pollution Regulations Based on Deep Learning Methods[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2023, 242: 106679.

[235]LI Y, LIU X T, WANG Z S, et al. Construction of a Large-Scale Maritime Element Semantic Schema Based on Knowledge Graph Models for Unmanned Automated Decision-Making[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2024, 11: 1390931.

[236]DEL MONDO G, PENG P, GENSEL J, et al. Leveraging Spatiotemporal Graphs and Knowledge Graphs: Perspectives in the Field of Maritime Transportation[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(8): 541.

[237]ZHANG T T, YIN J B, WANG X B, et al. Prediction of Container Port Congestion Status and Its Impact on Ship's Time in Port Based on AIS Data [J]. *Maritime Policy & Management*, 2024, 51(5): 669-697.

[238]WANG P, HU Q Y, MEI Q, et al. Intelligent Port Logistics: A Spatiotemporal Knowledge Graph and AI-Agent Framework for Berth Allocation[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 68: 103633.

[239]JIA X H, ZHANG D H. Prediction of Maritime Logistics Service Risks Applying Soft Set Based Association Rule: An Early Warning Model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 207: 107339.

[240]WEI Q K, LIU Y, DONG Y, et al. A Digital Twin Framework for Real-Time Ship Routing Considering Decarbonization Regulatory Compliance [J]. *Ocean Engineering*, 2023, 278: 114407.