

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.01.018

多源环境信息融合驱动的船舶速度优化研究综述

王苏阳¹, 封学军¹, 马兰青¹, 沈金星², 蒋仲廉^{3,4}

(1. 河海大学港航物流与绿色发展研究所; 2. 河海大学土木与交通学院;
3. 水路交通控制全国重点实验室; 4. 武汉理工大学国家水运安全工程技术研究中心)

摘要: 船舶速度优化是降低船舶能耗与排放的重要技术手段,其中考虑动态变化的航行环境是实现精确优化的关键。本文从环境因素影响机理、环境信息感知技术、优化模型与算法三方面系统回顾和评述了船舶速度优化领域的研究进展:优化模型已从静态规划发展为能应对时变环境的动态最优控制方法;数据驱动技术被广泛用于环境预测与能耗建模,提升了优化的精度和效率。尽管近年来船舶速度优化研究进展显著,但在船舶-环境耦合机理的精细化、优化算法的鲁棒性与效率以及多目标协同优化等方面仍面临挑战。加强耦合机理研究,发展融合机器学习与传统方法的智能优化算法,并将优化对象从单船拓展至船队协同,以推动船舶速度优化技术的持续发展与应用应是未来发展的重要方向。

关键词: 船舶速度优化;航行环境;节能减排;多源信息融合;数据驱动

Review of research on ship speed optimization driven by multi-source environmental information fusion

Wang Suyang¹, Feng Xuejun¹, Ma Lanqing¹, Shen Jinxing², Jiang Zhonglian^{3,4}

(1. Institute of Maritime Logistics and Green Development, Hohai University;

2. College of Civil and Transportation Engineering, Hohai University;

3. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety;

4. National Engineering Research Center for Water Transport Safety, Wuhan University of Technology)

Abstract: Ship speed optimization is a key technical measure for reducing energy consumption and emissions, and considering the dynamic navigation environment is crucial for achieving precise optimization. The research progress in the ship speed optimization field was systematically reviewed from three perspectives: environmental factor impact mechanisms, environmental information perception technologies, and optimization models and algorithms. The models have evolved from static planning to dynamic optimal control methods capable of handling time-varying environments. Meanwhile, data-driven techniques have been widely applied to environmental forecasting and energy consumption modeling, enhancing optimization accuracy and efficiency. Despite significant progress in ship speed optimization research, challenges remain in the refined modeling of ship-environment coupling mechanisms, the robustness and efficiency of optimization algorithms, and multi-objective collaborative optimization. Future work should strengthen research on coupling mechanisms, develop intelligent optimization algorithms that integrate machine learning with traditional methods, and expand the optimization scope from single ships to fleet collaboration to promote the continuous development and application of ship speed optimization technology.

Key words: ship speed optimization; navigation environment; energy saving and emission reduction; multi-source information fusion; data drive

船舶运输作为全球大宗货物贸易的基石,在促进经济发展中扮演着不可或缺的角色。然而,随着航运业的持续发展,其带来的化石能源消耗和环境污染问题日益突出,尤其是温室气体和大气污染物的排放,对全球气候变化和区域空气质量构成了严峻挑战^[1]。从根本上说,船舶速度优化是一项营运层面的关键决策过程,旨在为船舶在既定航线上规划出最优的速度策略。这一过程区别于主要决定地理路径的航线优化,它更聚焦于航行的动态执行。船舶速度优化核心目标是通过主动调节航速,在满足预计到达时间等关键商业契

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB2600200); 江苏省交通运输科技项目(2024Y11)

作者简介: 王苏阳(2000—),男,博士研究生,主要从事绿色港航研究。E-mail:wangsuyang@hhu.edu.com

通信作者: 封学军(1974—),男,教授,博士,主要从事绿色港航研究。E-mail:fxj@hhu.edu.com

约的前提下,实现特定目标的寻优,最常见的即为最小化总航次成本(主要为燃油成本)与温室气体排放。此优化过程受到一系列复杂且动态变化的约束条件限制,包括船舶自身的主机功率与性能限制、航行区域的安全法规(如特定水域的航速限制)以及不断变化的外部环境因素(如风、浪、流)的实时影响。因此,随着多源环境感知技术的发展,船舶速度优化正从传统的基于静态经验的离线规划,迅速演变为一种依赖实时数据驱动的、贯穿整个航程的在线动态优化过程,以应对航行环境的高度不确定性。

在此背景下,国际海事组织(IMO)等机构已制定了一系列法规和目标,旨在降低船舶排放,推动航运业向绿色、低碳转型。尤其值得注意的是,在欧盟将航运业纳入碳排放交易体系(EU ETS)等市场化减排政策全面落地的背景下,船舶碳排放已跨越单纯的“环境合规”范畴,实质性转型为一个必须精确计量的经济成本议题。这不仅意味着航运公司需要为碳排放支付直接的经济成本,更使得航速优化决策必须将燃油价格与实时波动的碳配额价格、企业碳资产管理策略等复杂因素相结合,极大地增加了优化问题的复杂性和紧迫性。在此背景下,船舶速度优化作为营运层面的重要减排措施,因其无需大规模硬件改造、实施成本相对较低且减排潜力显著,受到了学术界和航运界的广泛关注^[2-3]。

船舶在实际航行过程中,不可避免地受到复杂多变的航行环境因素的影响,如风、浪、流、水深以及航道条件等^[4]。这些环境因素不仅直接影响船舶的阻力、推进效率和操纵性能,进而影响其燃油消耗和污染物排放,同时也对航行安全构成潜在威胁。传统的船舶速度优化方法往往基于理想或简化的环境假设,忽略了航行环境的动态性和不确定性,这使得优化结果在实际应用中难以达到预期效果,甚至可能引发新的问题^[5-6]。因此,准确感知和预测航行环境,并将其有效融入船舶速度优化决策过程,对于提升船舶能效、降低排放、保障航行安全具有至关重要的意义。

综合来看,在航行环境因素及其影响机理方面,研究者们深入分析了风、浪、流等因素对船舶水动力性能和主机工况的量化影响^[3,4,7-8]。在航行环境信息获取与处理技术方面,随着传感器技术、数值模拟、人工智能等技术的发展,环境信息的精度和实时性得到了显著提升^[9-10]。在船舶速度优化模型与方法方面,从最初的静态优化策略到考虑动态环境的最优控制(如模型预测控制)、机器学习等方法,模型复杂度和求解精度不断提高。然而,面对日益精细化的减排需求和智能化航运的发展趋势,现有研究在环境因素的精细化建模、多源信息融合、复杂动态环境下的鲁棒优化以及实际应用推广等方面仍存在诸多挑战。

本文旨在系统梳理和总结考虑航行环境的船舶速度优化研究领域的最新进展:详细阐述主要航行环境因素及其对船舶航行的影响机理,回顾航行环境信息获取与处理技术的关键进展,重点评述考虑航行环境的船舶速度优化模型构建方法与求解算法,并对该领域未来的研究方向进行展望,以期对相关理论研究和实践提供参考。

1 航行环境因素及其对船舶的影响

实现可靠的船舶速度优化,其前提是准确量化航行环境对船舶性能的动态影响。船舶作为航行于水-气界面上的复杂运动体,其能耗与安全性能显著受到周边航行环境的制约^[3]。这些环境因素通过产生复杂的水动力与空气动力效应,以附加的力与力矩形式作用于船体。而船舶最终的航行状态(如速度变化、燃油消耗和排放)则取决于其自身的动力学响应模型如何处理这些外部输入。因此准确辨识关键环境因素并阐明其物理作用机理,是构建高精度船舶速度优化模型、实现节能减排的理论基础。航行环境因素构成复杂,按其物理属性及作用域,可主要划分为水文气象因素和地理航道因素两大类,如表 1 所示。

表 1 主要航行环境因素及其影响效应

Table 1 Main navigation environment factors and their impact effects					
因素大类	具体因素	关键影响参数	主要影响效应	常用分析方法	文献
水文气象	风	相对风速、风舷角、受风面积	附加风阻、产生漂移力与力矩、增加能耗	经验公式、CFD 模拟	[11-14]
	波浪	波高、波周期、波向角	波浪增阻、螺旋桨出水、推进效率下降	切片法、势流理论	[15-20]
	流	流速、流向	改变船舶对地与对水速度、影响能耗与航程	潮流预报、矢量合成	[4,21]
地理航道	浅水效应	水深与船舶吃水之比	船体下沉、浅水增阻、触底风险		[22]
	岸壁/弯道效应	船岸距离、航道曲率	产生船岸相互作用力与力矩、回转增阻、影响操纵		[23-24]

1.1 水文气象因素及其作用效应

水文气象因素具有显著的时空变异性,是影响船舶尤其是开阔水域船舶航行性能的最直接、最活跃的外

部驱动力

1.1.1 风与空气动力效应

风作用于船舶水线以上结构,产生空气动力,其影响主要体现为附加风阻和横向漂移效应。附加风阻是船舶总阻力的重要构成,尤其对集装箱船、汽车滚装船等高干舷、大受风面积的船型,其影响尤为显著^[11]。附加风阻的大小与相对风速的平方、风舷角及船舶水上部分的空气动力学特性密切相关。Holtrop^[12]最早于1984年提出了著名的 Holtrop-Mennen 方法,用于估算船舶的阻力,并通过实船试验数据进行了验证和修正;近年来,随着计算流体动力学(CFD)技术的发展,通过数值模拟可以更为精确地计算不同风况下的风力与风力矩系数,为能耗评估提供了更精细的输入^[13-14]。这为提升模型的预测精度奠定了基础,但高精度的 CFD 仿真计算成本高昂,难以满足船载系统实时决策的需求。因此,当前的研究热点之一是利用离线的高精度仿真数据训练机器学习代理模型,从而建立能够快速预测附加风阻影响的轻量化模型,在保证精度的前提下,有效解决在线应用的实时性难题。

1.1.2 波浪与水动力增阻

波浪是导致船舶能耗增加和航行安全事故的最主要海洋动力因素。船舶在波浪中航行时,其产生的垂荡、纵摇等运动会向外辐射能量,同时船体对入射波的绕射和反射也会消耗能量,这些能量损失综合体现为波浪增阻^[15-16]。波浪增阻的量值与波高、波周期、波向角及船型密切相关,在恶劣海况下可达静水阻力的数倍,是导致船舶燃油消耗急剧上升的核心因素^[17]。此外,波浪还会引发螺旋桨出水等现象,造成推进系统效率的显著下降^[18]。目前,切片法^[19]、势流理论^[20]等是计算波浪增阻的常用理论方法,但其在强非线性、破碎波等复杂条件下的精度有限。为了克服这一局限并提升预测精度,研究者们正越来越多地采用高精度的 CFD 方法进行数值模拟,以更准确地量化船舶在恶劣海况下的波浪增阻。与风力影响的建模类似,尽管 CFD 方法能够提供更精确的结果,但巨大的计算开销使其无法直接用于实时在线优化。因此,构建能够快速响应的船舶性能预测模型已成为关键,当前的一个重要研究趋势同样是开发基于机器学习的代理模型,通过离线训练来拟合高精度仿真或试验数据,最终实现在线应用的精确性与实时性的平衡。

1.1.3 水流与相对运动效应

水流(包括洋流、潮汐流及径流)通过改变船舶与水体间的相对速度来影响船舶推进系统。船舶主机的功率输出直接取决于其克服水阻力所需的对水速度,而船舶的实际位移则由对地速度决定,两者间的矢量差即为流速^[4]。在感潮河段等潮流作用强烈的区域,水流的方向和速度呈周期性往复变化,为船舶速度优化带来了独特的挑战。利用潮汐规律(如利用高潮位进港、顺着落潮流出港)进行助航,是该类水域节能航行的关键^[21]。精确的潮流预报和对转流时机的精准把握,是实现此类水域船舶速度优化的核心技术瓶颈。

1.2 地理航道因素及其作用效应

在港口、内河、运河等受限水域,地理航道边界会对船舶水动力特性产生显著影响,通称为受限水域效应。

1.2.1 浅水效应

当水深与船舶吃水之比减小时,船底与河床/海床间的间隙变小,水流加速,根据伯努利原理,船体下方压力降低,导致船体产生额外的下沉和纵倾,同时船舶总阻力显著增大,这种现象即为浅水效应^[22]。浅水效应对船舶航速有天然的限制,过高的航速会引起剧烈的船体下沉,甚至导致触底危险。因此,浅水航道中的船舶速度优化需要在能效和安全富余水深之间寻求平衡。

1.2.2 岸壁效应与弯道效应

在狭窄航道或运河中,船体与航道岸壁间的相互作用(岸壁效应)会产生额外的阻力和复杂的船岸作用力和力矩,影响船舶的操纵性^[23]。而在弯曲航段,船舶为保持航迹需要进行回转运动,操舵和船体漂移会产生附加的回转阻力,造成航速损失^[24]。这些地理航道因素通常被视为船舶速度优化模型中的局部约束条件,需要在特定航段进行针对性的速度规划。

综上所述,航行环境因素通过复杂的水动力学与空气动力学效应对船舶性能产生显著的动态影响。因此,对这些时变环境信息的精确感知与可靠获取,构成了船舶速度优化问题建模与求解的必要前提。

2 航行环境信息获取与处理技术研究进展

为实现考虑航行环境的船舶能效优化,首先必须获取精确、可靠的环境信息。传统航海主要依赖静态海

图与气象传真,其信息的滞后性与低分辨率已难以满足现代航运精细化管理的需求。近年来,随着船载传感器、遥感技术以及数值模拟技术的发展,环境信息的获取与处理能力实现了质的飞跃,为动态优化决策提供了关键的数据支撑。

2.1 船基、岸基、天基多源协同的环境信息获取技术

融合船基、岸基与天基信息的多源、多尺度感知网络,是现代航行环境感知体系的核心,本文将此网络总结为多源协同感知网络架构(图 1),旨在为船舶提供全方位、立体化的环境感知能力。船载传感器系统是获取船舶自身状态及近场环境信息最直接的手段。船舶自动识别系统(AIS)能够实时广播船舶的经纬度、对地速度、对地航向等动态信息,海量的 AIS 历史数据已成为分析航路交通流、挖掘船舶行为模式、反演环境影响的重要数据源^[25-26]。此外,计程仪、风速风向仪、测深仪等设备为获取对水速度、局部风况和水深等关键参数提供了保障。岸基观测系统,如高频地波雷达和沿岸水文站,则为港口及近岸水域提供了大范围、连续的流场和水位监测数据^[27-28],其数据中心不仅汇集和处理本区域的观测数据,更承担着融合分析来自船基和天基信息的枢纽作用。为突破地理与视距的限制,天基系统利用卫星,从宏观尺度提供覆盖全球的海洋气象、遥感影像等环境数据,并为远洋船舶提供关键的通信中继服务^[29-30]。最终,这三者获取的多源、多尺度异构数据在岸基中心实现高效融合与智能解译,形成全面、精准的综合海况与航行态势信息,再通过岸基或天基通信链路反馈至船舶,从而将孤立的“单船感知”提升为网络化的“协同感知”,为船舶提供全方位、全天候的环境感知与决策支持能力^[31]。

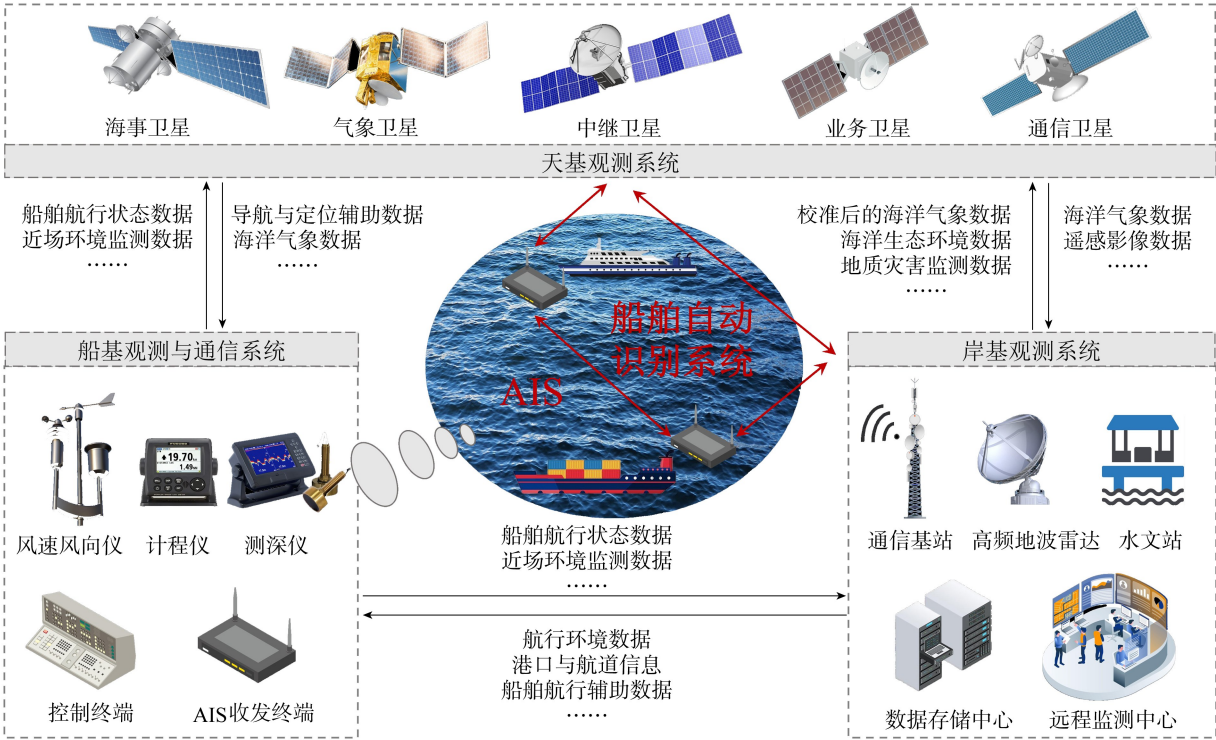


图 1 船基、岸基、天基多源协同感知网络架构

Fig. 1 Architecture of ship, shore, and space multi-source cooperative sensing network

2.2 高分辨率环境场处理与生成技术

为克服观测数据稀疏和预报模型时空分辨率不足的问题,研究者们开发了多种技术以生成可直接用于优化模型的高分辨率环境场。

2.2.1 水动力数值模拟

对于港口、河口及感潮河段等水文条件复杂的区域,高分辨率水动力模型是生成精细流场的关键技术。采用基于纳维-斯托克斯(N-S)方程或势流理论的数值模型,如 MIKE、Delft3D、ROMs 等,通过构建贴合实际岸线的计算网格,并输入实时的上下游水位或流量边界,能够精确模拟潮汐和径流耦合作用下的动态流场^[21]。这类技术的应用,能够将环境因素从静态背景值提升为动态过程变量,是实现精细化优化的核心。

2.2.2 数据驱动与人工智能方法

近年来,人工智能技术,特别是机器学习技术,为环境信息的处理和预测开辟了新范式。研究者们利用人工神经网络、长短期记忆网络(LSTM)等深度学习模型,可以基于历史时间序列数据,对风、浪、流等要素进行短期预测,作为数值模型的补充或替代^[32-33]。更进一步,数据驱动方法可以直接构建环境因素与船舶能耗、排放之间的端到端模型,即无需显式建模中间物理过程^[34],为实时、快速地优化决策提供支持。例如,Yuan等^[35]提出了一种多源数据处理方法和实时燃油消耗计算方法,并基于LSTM建立了考虑多种环境因素的内河船舶能效优化模型。尽管多源信息获取技术已取得突破,但信息融合过程仍存在诸多难点。

2.3 多源环境信息融合方法

有效融合多源信息是实现精确感知的关键,但也面临数据异构性、不确定性及计算效率等挑战,因此,学界提出了一系列多源环境信息融合方法以应对这些挑战,如表2所示。这些方法各有侧重,其共同目标是提升融合系统的整体性能与可靠性。针对数据格式与时空分辨率各异的异构性问题,常采用空间插值与标准化方法,将多源数据统一到一致的时空网格中,为后续融合奠定基础^[36]。为应对传感器噪声、模型预测误差等带来的不确定性,通常引入概率模型(如卡尔曼滤波模型^[37])来量化和传递不确定性,或通过异常检测算法提升数据质量,从而增强优化决策的鲁棒性^[38]。此外,为满足实时性要求,发展轻量化的代理模型和云-边-端协同计算架构,是平衡融合精度与计算效率的有效途径^[39]。

表2 主要多源环境信息融合方法

Table 2 Main methods for multi-source environmental information fusion			
方法类别	主要技术/算法	适用场景与优势	文献
空间插值与标准化	空间插值、数据标准化	统一异构数据的时空分辨率,便于后续融合处理	[36,40-42]
概率模型	卡尔曼滤波、贝叶斯网络	量化和传递不确定性,提升鲁棒性,常用于动态环境感知	[37,38,43-46]
异常检测与数据清洗	异常检测算法、冗余变量检测	提升数据质量,剔除噪声和异常,提高决策可靠性	[47-48]
多层次融合	数据级、特征级、决策级融合	综合多源信息,提升目标检测、跟踪、定位等任务准确性	[31,49]
机器学习与AI融合	神经网络、随机森林等	自动提取特征,适应复杂环境,提升大规模数据处理能力	[50-51]
轻量化与协同计算	代理模型、云-边-端协同计算架构	平衡实时性与计算效率,适合大规模、分布式环境感知	[39,52-53]
传感器校准与对齐	传感器标定、统一参考系	保证多源数据在同一坐标系下融合,减少误差	[54-55]

3 多源环境信息融合驱动的船舶速度优化模型与方法

将动态的航行环境信息融入优化决策过程,是提升船舶能效和安全性的核心环节。近年来,研究者们围绕此问题,从传统的静态规划到复杂的动态最优控制等方面提出了一系列模型与方法。这些方法在优化目标、约束处理、环境因素耦合方式及求解算法上各具特点。

3.1 优化目标与约束条件

船舶速度优化本质上是一个多约束条件下的目标寻优问题。优化目标通常包括经济目标(如最小化燃油消耗或航次成本)和环境目标(如最小化CO₂、NO、NO₂、SO、SO₂等温室气体和污染物排放)^[3,56-57]。在实际操作中,这些目标往往是耦合的,例如燃油消耗与CO₂排放具有强相关关系。

优化过程还必须满足一系列复杂的约束条件,主要包括:①航程与时间约束,如固定的航行距离和预计到达时间;②船舶性能约束,如主机功率、转速限制、最小与最大航速限制、螺旋桨推力限制等;③航行安全约束,如最小安全富余水深、航道边界限制、操纵性限制(如最大转向角速度)等;④法规约束,不仅包括如排放控制区的硫含量限制、IMO的碳强度指标和现有船舶能效指数等强制性规定,还包括特定水域的强制性航行规则。例如,在长江干线航行时,船舶必须严格遵守《长江江苏段船舶定线制规定》相关规定,该制度对船舶的航行方式和航道使用进行了明确的划分与规定,直接构成了对航迹规划和航速选择的强约束。如何在一个统一的框架内有效处理这些多维、非线性的约束,是优化模型构建的关键挑战。

3.2 模型构建方法

3.2.1 船舶性能建模

精确的船舶能耗与排放模型是优化的基础。传统方法多采用基于静水阻力的“立方定律”^[58],即燃油消耗与航速的三次方成正比。然而,该方法忽略了环境附加阻力的影响。为提高精度,研究者们通过引入风、浪等因素对阻力的影响来修正模型。例如,通过CFD方法或采用经验公式估算风阻力和波浪增阻,并将其

叠加到静水阻力上,从而建立更贴近实际的能耗模型^[59-60]。此外,针对排放物,还需考虑主机在不同负荷下的排放因子变化,特别是在低负荷工况下,NO、NO₂ 等污染物的排放呈现出强非线性特征^[61]。

3.2.2 优化方法与求解算法

由表 3 可见,不同航行环境催生了具有显著不同数学特性的优化模型。例如,在海洋环境下,模型的核心是处理由风和波浪引发的连续变化的附加阻力,这自然地导向了动态规划或模型预测控制等最优控制方法。然而,当航行环境变为内河时,模型中引入了如宽度、水深等更为复杂的约束因子,特别是“螺旋桨空转”这类极端非线性事件等变量。这些因子使得问题不再是简单的连续优化,往往需要借助启发式算法(如遗传算法、粒子群算法)来寻求全局近似最优解。这种模型结构上的本质差异,决定了必须采用针对性的求解算法。根据问题的复杂性和对求解效率的要求,主要采用以下几种方法进行建模与求解。

表 3 不同航道环境下航速优化模型因子与表达式对比

Table 3 Comparison of factors and expressions for ship speed optimization models under different navigational environments

环境类型	主要影响因子	表达式	文献
海洋	环境流场、风、波浪、螺旋桨空转	$v_g = v_w + v_c, R_t = R_0 + R_a$	[62-63]
河口	环境流场、水深	$v_g = v_w + v_c, R_t = R_0 f(h)$	[3, 64]
内河	环境流场、航道宽度、水深	$v_g = v_w + v_c, R_t = R_0 g(w, h)$	[65-66]

注: v_g 为船舶的对地速度; v_w 为船舶的对水速度; v_c 为船舶所处位置的水流流速; R_t 为船舶受到的总阻力; R_0 为船舶的静水阻力,作为基准阻力; R_a 为风和波浪产生的附加阻力; h 为水深; w 为航道宽度; $f(h)$ 和 $g(w, h)$ 为考虑环境因素的阻力修正函数。

最优控制理论为解决动态系统下的优化问题提供了坚实的理论框架。在多阶段决策问题中,动态规划方法是应用最为广泛的最优控制方法之一。Zaccone 等^[67]提出的三维动态规划模型,结合天气预报数据与船舶运动约束,在离散化的时空网格中搜索最优路径与航速组合,在北大西洋航线上有效优化了燃油消耗。

除动态规划外,线性二次型调节器与模型预测控制在船舶自动控制领域也取得显著成果。Johansen 等^[68]基于线性二次型调节器设计了船舶自动避碰控制器,采用状态反馈实现对船舶航向的最优调节,且满足国际海上避碰规则。模型预测控制方法则基于滚动优化机制,动态响应环境变化,具有良好的鲁棒性与预测性^[3]。

当优化模型具有高度非线性、约束较多,且难以用传统解析方法求解时,启发式智能算法表现出巨大优势。其中,粒子群优化算法(PSO)优势显著,该算法模拟鸟群觅食行为,通过个体与群体的信息交互实现全局搜索。De 等^[69]提出的复合粒子算法(PSO-CP)结合 PSO 与散射操作,在路径-航速联合优化问题中实现了全局搜索与局部开发的有效平衡。遗传算法同样在船舶速度优化中得到广泛应用,该算法通过模拟自然选择和遗传机制处理离散变量优化问题。Kurpati 等^[70]设计的改进型多目标遗传算法在船队设计与速度调度的多目标优化中取得良好效果。

此外,随着海量航行数据的积累,数据驱动方法为船舶速度优化提供了新的范式。Beşikçi 等^[71]利用人工神经网络,可在多种环境变量下预测燃油消耗,支撑动态航速调整。

3.3 研究方法发展趋势

当前船舶速度优化领域的研究呈现出显著的融合与深化趋势,其核心在于打破传统模型驱动与数据驱动方法的壁垒,实现优势互补;同时,将优化视野从单船、单目标拓展至船队协同和多目标综合层面。

a. 模型驱动与数据驱动范式的深度融合。传统基于运筹学的模型驱动方法为船舶速度优化提供了坚实的物理机理框架,但在处理高度动态和不确定的航行环境时,其精度和适应性面临挑战^[72]。与此同时,以机器学习方法为代表的驱动数据驱动方法能够从海量历史数据中高效地挖掘环境因素与船舶能耗间的复杂非线性关系^[57,73]。如图 2 所示,将两者结合的混合建模已成为当前研究的热点。典型的做法是将机器学习模型(如神经网络模型^[74])用于精确预测环境附加阻力或实时油耗,并将预测结果作为优化模型的关键输入,再由动态规划、模型预测控制^[3]等最优控制或运筹学方法进行求解。这种融合不仅提升了模型的预测精度,也保留了决策过程的物理解释性。在此基础上,探索端到端决策系统,即利用深度强化学习等方法,实现从环境信息输入到最优速度输出的直接映射,是实现模型无缝集成与实时决策的重要方向。

b. 优化的维度与广度正在显著拓展。如图 2 所示,研究问题正经历两个维度的跨越:①优化主体从单船优化向船队协同优化演进^[70]。单船优化主要关注个体能效,而船队协同优化则需在更宏观的层面考虑港

口拥堵、航道容量、多船航线交叉影响等复杂因素,通过联合调度实现船队整体运营效益的最大化,这更贴近航运公司的实际运营需求^[75]。②优化目标从单一目标向经济-安全-环境多目标综合优化发展^[6,72,76]。早期的研究大多聚焦于燃油消耗或航次成本最小化,而当前的研究则将经济性(航次成本)、环保性(如碳强度指标)、安全性(如规避恶劣天气)和时效性(准班率)等多个维度纳入统一的优化框架中。这要求采用多目标遗传算法、分层协同优化等前沿方法,在相互冲突的目标间寻求帕累托最优解集,从而为航行决策提供更为全面和鲁棒的方案^[75,77]。

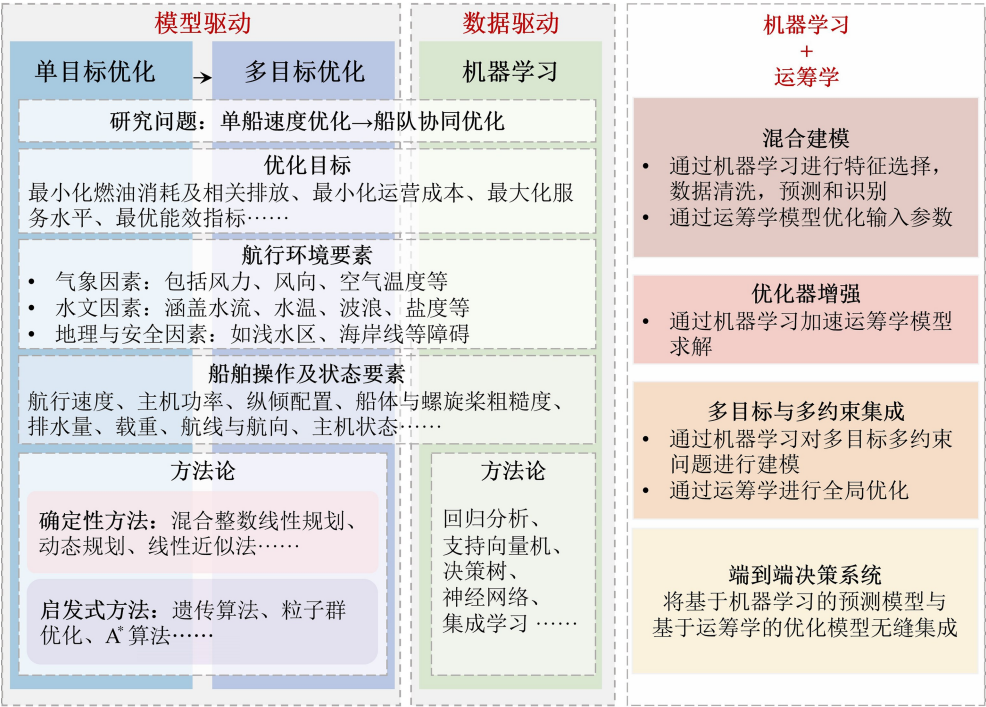


图2 船舶速度优化主要技术框架

Fig.2 Main technical framework of ship speed optimization

c. 求解算法正朝着智能化与高效化方向发展,以应对日益复杂的优化模型。高维、非线性的多目标优化问题对传统求解算法构成了“维数灾难”的挑战^[78]。为此,将机器学习与传统运筹学结合是提升求解能力的重要途径。如图2所示,这包括利用机器学习模型进行优化器增强,如通过学习来指导启发式算法的搜索路径或自动调整参数,从而加速收敛;也包括利用机器学习对复杂的约束或目标函数进行代理建模,以降低原问题的复杂度^[79-81]。此外,粒子群优化、遗传算法等启发式智能算法因其强大的全局搜索能力和处理复杂约束的灵活性,在该领域仍扮演着不可或缺的角色,并正与其他方法不断融合,以寻求全局搜索与局部开发之间的更优平衡^[3]。

综上,未来的船舶速度优化技术将更加依赖于多源信息融合、多学科方法交叉以及多维度目标的权衡^[78,81]。这一系列发展趋势预示着,通过模型与数据的协同演进,有望实现航运系统在更高层次上的智能化与绿色化。

4 研究展望

近年来,随着船舶节能减排研究的深入,考虑航行环境的船舶速度优化数学模型,已发展出从静态规划到动态最优控制等的一系列方法,并初步具备了在特定航行任务下的能效提升潜力。但在模型的精细度、环境预测的准确性、优化决策的鲁棒性和实际应用的推广等方面仍存在不足。在今后的研究中,需重点关注以下4个方面:

a. 船舶-环境耦合机理的精细化。在持续深入研究风、浪、流等单一环境因素影响的基础上,应进一步发展能够耦合多因素非线性作用的综合水动力模型。当前模型大多简化了环境间的相互作用以及船舶在复杂环境下的动态响应,未来的研究需精细刻画在风、波浪、水流共同作用下,以及在浅水、狭窄等受限水域中,

船舶推进系统(主机、螺旋桨、舵)的动态性能变化及其对能耗与排放的非线性影响。这些机理的深化有助于夯实模型的物理基础并提升其预测精度,同时也依赖于计算流体动力学技术的发展及更高精度的试验验证。

b. 优化模型求解效率与鲁棒性的提升。基于复杂机理建立的船舶速度优化模型往往具有高维、强非线性特点,导致传统最优控制方法面临“维数灾难”和计算量大的挑战。除了继续改进算法本身(如并行计算、模型降阶)外,将机器学习与传统优化方法相结合是重要方向。例如,利用神经网络进行能耗代理建模,或采用深度强化学习方法进行端到端的优化决策。这些方法的探索有助于在保证优化效果的同时,大幅提升求解效率,并增强模型对环境预测误差等不确定性的鲁棒性。

c. 优化维度的拓展。现有的船舶速度优化研究大多局限于单船的单一目标(如燃油消耗最低),这与航运公司的多目标运营需求和船队级的系统管理模式存在差距。未来的研究应向更高维度拓展,这不仅包括将优化主体从单船拓展至船队协同,对整个船队的航速进行联合调度以实现全局效益最大化,也要求在优化目标中将经济性(航次成本)、环保性(碳强度指标评级)、安全性(恶劣天气规避)和时效性(准班率)等多目标纳入考量。然而,更为关键的拓展在于,必须将“人”的因素置于核心,将优化维度从单纯的船舶物理系统提升至更为全面的“人-机-环境”协同优化系统。这意味着,智能优化系统不应是取代船员决策的“黑箱”,而应是辅助其高效协作的决策支持工具。未来的研究需要深入探索如何将自动化算法与船员的丰富经验有机结合,例如通过提供可解释的优化建议,并允许船员基于其专业的临场判断进行干预和调整,形成“人在环路中”的智能协同模式。同时,如何通过持续提供可靠稳健的决策支持并设计良好的人机交互界面,来逐步建立并增强船员对智能系统的信任,使其成为驾驶台值得信赖的“智能大副”,将是推动先进技术在航运界真正落地应用的关键。

d. 实际应用的检验与推广。现有大部分研究成果仍停留在理论建模与数值仿真阶段,与真实船舶运营数据的对比验证尚不充分,这可能是模型计算结果与实际节能效果存在偏差的原因之一。未来的研究需加强与航运企业的合作,利用船载数据采集系统获取实船数据,对各类优化模型进行系统性的验证与校准。更进一步,将这些复杂的优化模型转化为船员在驾驶台可信赖且易于操作的决策支持工具,本身就是一个巨大的挑战。在技术层面,这不仅要求能够高效融合船载传感器、气象预报、电子海图等多源异构数据并保证其质量与实时性,还需要设计出直观简洁的人机交互界面,将复杂的优化结果以清晰易懂的方式呈现给船员,避免信息过载。同时,模型本身必须具备足够的鲁棒性与自适应能力,以应对真实海洋环境的各种不确定性。然而,超越这些技术障碍,非技术性因素或许更为关键。核心在于赢得船员的信任与接受度,因为他们的丰富经验是任何算法都无法替代的,这就要求算法的建议过程必须具备一定的透明度和可解释性。此外,新的工具必须无缝融入现有的航行操作流程,并辅以系统的船员培训,同时这也可能要求航运公司的岸基运营管理模式做出相应变革,从而形成船岸一体的协同优化。此外,从服务航运业高质量发展的角度出发,今后的模型研究需更多考虑碳税、排放交易等市场化政策以及船员实际操作负荷等重要的经济和人为因素对优化决策的影响。

参考文献:

[1] Wang Xiaotong, Liu Huan, Lyu Zhaofeng, et al. Trade-linked shipping CO₂ emissions[J]. Nature Climate Change, 2021, 11(11): 945-951.

[2] Corbett J J, Wang Haifeng, Winebrake J J. The effectiveness and costs of speed reductions on emissions from international shipping[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2009, 14(8): 593-598.

[3] Wang Kai, Yan Xinping, Yuan Yupeng, et al. Dynamic optimization of ship energy efficiency considering time-varying environmental factors[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2018, 62: 685-698.

[4] Huang Liang, Wen Yuanqiao, Geng Xiaoqiao, et al. Integrating multi-source maritime information to estimate ship exhaust emissions under wind, wave and current conditions[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2018, 59: 148-159.

[5] Xia Zicheng, Guo Zijian, Wang Wenyuan, et al. Joint optimization of ship scheduling and speed reduction: a new strategy considering high transport efficiency and low carbon of ships in port[J]. Ocean Engineering, 2021, 233: 109224.

[6] Zheng Jianqin, Zhang Haoran, Yin Long, et al. A voyage with minimal fuel consumption for cruise ships[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 215: 144-153.

- [7] Huang Liang, Wen Yuanqiao, Zhang Yimeng, et al. Dynamic calculation of ship exhaust emissions based on real-time AIS data [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 80: 102277.
- [8] 王壮, 王凯, 黄连忠, 等. 海况识别下的船舶航速动态优化方法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2022, 43(4): 488-494. (Wang Zhuang, Wang Kai, Huang Lianzhong, et al. Dynamic optimization method of ship speed based on sea condition recognition[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2022, 43(4): 488-494. (in Chinese))
- [9] 温家宝. 海洋环境大数据智能分析关键方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2021.
- [10] Yuan Shuyun, Li Ying, Bao Fangwen, et al. Marine environmental monitoring with unmanned vehicle platforms: present applications and future prospects[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 858: 159741.
- [11] Grlj C G, Degiuli N, Tuković Ž, et al. The effect of loading conditions and ship speed on the wind and air resistance of a containership[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 273: 113991.
- [12] Holtrop J. A statistical re-analysis of resistance and propulsion data[J]. *International Shipbuilding Progress*, 1984, 31(363): 272-276.
- [13] Sun Zhiyuan, Li Ping, Sun Hanbing. Research of wind resistance and flow field of container ship[C]//*Proceedings of the ASME 2019 38th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*. Glasgow: American Society of Mechanical Engineers, 2019: OMAE2019-96798.
- [14] Luo Shaoze, Ma Ning, Hirakawa Y. Evaluation of resistance increase and speed loss of a ship in wind and waves[J]. *Journal of Ocean Engineering and Science*, 2016, 1(3): 212-218.
- [15] Lee J, Kim Y. Development of enhanced empirical-asymptotic approach for added resistance of ships in waves[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114762.
- [16] Bašć J, Blagojević B, Andrun M. Improved estimation of ship wave-making resistance[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 200: 107079.
- [17] Liu Shukui, Papanikolaou A. Regression analysis of experimental data for added resistance in waves of arbitrary heading and development of a semi-empirical formula[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 206: 107357.
- [18] Saettone S, Tavakoli S, Taskar B, et al. The importance of the engine-propeller model accuracy on the performance prediction of a marine propulsion system in the presence of waves[J]. *Applied Ocean Research*, 2020, 103: 102320.
- [19] Amini-Afshar M, Bingham H B. Added resistance using Salvesen-Tuck-Faltinsen strip theory and the Kochin function[J]. *Applied Ocean Research*, 2021, 106: 102481.
- [20] Zhang Xinshu, Song Xingyu, Beck R F. Numerical investigations on seakeeping and added resistance in head waves based on nonlinear potential flow methods[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 276: 114043.
- [21] Shu Yaqing, Han Bingyu, Song Lan, et al. Analyzing the spatio-temporal correlation between tide and shipping behavior at estuarine port for energy-saving purposes[J]. *Applied Energy*, 2024, 367: 123382.
- [22] Song S, Terziev M, Tezdogan T, et al. Investigating roughness effects on ship resistance in shallow waters[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 270: 113643.
- [23] Sano M, Yasukawa H, Hata H. Directional stability of a ship in close proximity to channel wall[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2014, 19(4): 376-393.
- [24] Yang Bo, Kaidi S, Lefrançois E. CFD method to study hydrodynamics forces acting on ship navigating in confined curved channels with current[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(9): 1263.
- [25] Gao Miao, Shi Guoyou. 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.
- [26] 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.
- [27] Feng Yao, Luo Feng, Liao Guisheng, et al. Nearshore bathymetry based on shore-based microwave radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(19): 23030-23043.
- [28] Haller M C, Honegger D A, Pittman R, et al. Real-time marine radar observations of nearshore waves and flow structures from shore-based towers[C]//*2019 IEEE/OES Twelfth Current, Waves and Turbulence Measurement (CWTM)*. San Diego: IEEE, 2019: 1-7.
- [29] Aslam S, Michaelides M P, Herodotou H. Internet of ships: a survey on architectures, emerging applications, and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9714-9727.
- [30] Luo Dan, Chen Peng, Yang Jingsong, et al. A new ship tracing technology from oil spills based on multi-source data[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2024, 207: 116808.

[31] Zhou Fan,Fan Yunli,Zou Jing,et al. Ship emission monitoring sensor web for research and application[J]. Ocean Engineering, 2022,249:110980.

[32] Zhang Dongdong,Chen Baian,Zhu Hongyu,et al. Short-term wind power prediction based on two-layer decomposition and BiTCN-BiLSTM-attention model[J]. Energy,2023,285:128762.

[33] Tan Weikai,Yuan Caihao,Xu Sudong,et al. A Swin-Transformer-based deep-learning model for rolled-out predictions of regional wind waves[J]. Physics of Fluids,2025,37(3):036625.

[34] Wang Kai,Wang Jianhang,Huang Lianzhong,et al. A comprehensive review on the prediction of ship energy consumption and pollution gas emissions[J]. Ocean Engineering,2022,266:112826.

[35] Yuan Zhi,Liu Jingxian,Zhang Qian,et al. Prediction and optimisation of fuel consumption for inland ships considering real-time status and environmental factors[J]. Ocean Engineering,2021,221:108530.

[36] Shi Wenzhong, Guo Dizhou, Zhang Hua. A reliable and adaptive spatiotemporal data fusion method for blending multi-spatiotemporal-resolution satellite images[J]. Remote Sensing of Environment,2022,268:112770.

[37] Wang Kexin,Kong Jun,Feng Xuejun,et al. Safe tidal passage mode for locks in estuaries;a strategy integrating data assimilation with hydrodynamic modeling[J]. Journal of Hydrologic Engineering,2025,30(4):05025009.

[38] Xu Chen,Du Xiaoping,Fan Xiangtao,et al. FastVSDF:an efficient spatiotemporal data fusion method for seamless data cube[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2024,62:5402022.

[39] Gao Huan,Zhu Xiaolin,Guan Qingfeng,et al. cuFSDAF:an enhanced flexible spatiotemporal data fusion algorithm parallelized using graphics processing units[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:4403016.

[40] Himeur Y,Rimal B,Tiway A,et al. Using artificial intelligence and data fusion for environmental monitoring;a review and future perspectives[J]. Information Fusion,2022,86-87:44-75.

[41] Yang Boquan,Li Jixiong,Zeng Ting. A review of environmental perception technology based on multi-sensor information fusion in autonomous driving[J]. World Electric Vehicle Journal,2025,16(1):20.

[42] Zhang Yuanyuan,Zhang Bin,Shen Cheng,et al. Review of the field environmental sensing methods based on multi-sensor information fusion technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2024,17(2):1-13.

[43] De Paola A,Ferraro P,Gaglio S,et al. An adaptive Bayesian system for context-aware data fusion in smart environments[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2017,16(6):1502-1515.

[44] Röbesaat J,Zhang Peilin,Abdelaal M,et al. An improved BLE indoor localization with Kalman-based fusion;an experimental study[J]. Sensors,2017,17(5):951.

[45] Wang Wenhui,Chen Man,Peng Yumin,et al. Unstructured environment navigation and trajectory calibration technology based on multi-data fusion[J]. Computers and Electrical Engineering,2024,120:109658.

[46] 金桂中,陈国灿,赵兰兰,等. 基于多源预报残差的卡尔曼滤波校正技术[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(4):1-4. (Jin Guizhong,Chen Guocan,Zhao Lanlan,et al. Kalman filter correction technique based on multi-source forecast residuals [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2024,52(4):1-4. (in Chinese))

[47] Mancipe-Castro L,Gutiérrez-Carvajal R E. Prediction of environment variables in precision agriculture using a sparse model as data fusion strategy[J]. Information Processing in Agriculture,2022,9(2):171-183.

[48] Snauffer A M,Chauhan U,Cogert K,et al. Data fusion for environmental process control;maximizing useful information recovery under data limited constraints[J]. IEEE Sensors Letters,2019,3(1):7102204.

[49] Garcia F,Martin D,de la Escalera A,et al. Sensor fusion methodology for vehicle detection[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine,2017,9(1):123-133.

[50] 管亚硕,连炎清,金君良,等. 基于多模型神经网络的径流缺失数据重建:以渭河流域为例[J/OL]. 河海大学学报(自然科学版),2025-05-27. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250527.1556.004>. (Guan Yashuo,Lian Yanqing,Jin Junliang,et al. Runoff missing data reconstruction based on multi-model neural networks;a case study of Weihe River Basin [J/OL]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2025-05-27. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250527.1556.004>. (in Chinese))

[51] Wu Xinyi,He Aiping. Multimodal information fusion and artificial intelligence approaches for sustainable computing in data centers[J]. Pattern Recognition Letters,2025,189:17-22.

[52] 郑敬伟,刘舒,胡昌伟. 流域洪水数字模型标准化研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2009,37(5):534-538. (Zheng Jingwei,Liu Shu,Hu Changwei. Standardization for watershed models[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2009,37(5):534-538. (in Chinese))

- [53] 李致家,李安琪,姚成,等.基于分布式模型的永定河流域“23·7”特大洪水模拟[J].河海大学学报(自然科学版),2025,53(5):10-17. (Li Zhijia, Li Anqi, Yao Cheng, et al. Simulation of “23·7” catastrophic flood in the Yongding River Basin based on distributed models[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025, 53(5):10-17. (in Chinese))
- [54] 李宾,栾清华,李涛,等.协同 MIKE11-KF 的遥感河道流量数据同化及实证研究[J/OL].河海大学学报(自然科学版),2025-02-24. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250224.1102.002>. (Li Bin, Luan Qinghua, Li Tao, et al. A framework and its practice of river discharge assimilation through MIKE11-KF[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025-02-24. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250224.1102.002>. (in Chinese))
- [55] Zhang Yongsheng, Tu Chen, Gao Kun, et al. Multisensor information fusion: future of environmental perception in intelligent vehicles[J]. Journal of Intelligent and Connected Vehicles, 2024, 7(3):163-176.
- [56] Wang Shuaian, Meng Qiang. Sailing speed optimization for container ships in a liner shipping network[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2012, 48(3):701-714.
- [57] Luo Xi, Yan Ran, Wang Shuaian. Ship sailing speed optimization considering dynamic meteorological conditions[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 167:104827.
- [58] Adland R, Cariou P, Wolff F C. Optimal ship speed and the cubic law revisited: empirical evidence from an oil tanker fleet[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2020, 140:101972.
- [59] Kontovas C, Psaraftis H N. Reduction of emissions along the maritime intermodal container chain: operational models and policies[J]. Maritime Policy & Management, 2011, 38(4):451-469.
- [60] Lu Ruihua, Turan O, Boulougouris E, et al. A semi-empirical ship operational performance prediction model for voyage optimization towards energy efficient shipping[J]. Ocean Engineering, 2015, 110:18-28.
- [61] Ni Peiyong, Wang Xiangli, Li Hu. A review on regulations, current status, effects and reduction strategies of emissions for marine diesel engines[J]. Fuel, 2020, 279:118477.
- [62] Yang Liqian, Chen Gang, Zhao Jinlou, et al. Ship speed optimization considering ocean currents to enhance environmental sustainability in maritime shipping[J]. Sustainability, 2020, 12(9):3649.
- [63] Echevarria E R, Hemer M A, Holbrook N J. Global implications of surface current modulation of the wind-wave field[J]. Ocean Modelling, 2021, 161:101792.
- [64] Li Xiaohe, Sun Baozhi, Jin Jianhai, et al. Speed optimization of container ship considering route segmentation and weather data loading: turning point-time segmentation method[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(12):1835.
- [65] Xie Wen, Xu Sudong, Zhang Nini, et al. Ship speed optimization method in canal environments considering waiting times for crossing locks[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(3):375.
- [66] Golak J A P, Defryn C, Grigoriev A. Optimizing fuel consumption on inland waterway networks: local search heuristic for lock scheduling[J]. Omega, 2022, 109:102580.
- [67] Zaccone R, Ottaviani E, Figari M, et al. Ship voyage optimization for safe and energy-efficient navigation: a dynamic programming approach[J]. Ocean Engineering, 2018, 153:215-224.
- [68] Johansen T A, Perez T, Cristofaro A. Ship collision avoidance and COLREGS compliance using simulation-based control behavior selection with predictive hazard assessment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(12):3407-3422.
- [69] De A, Mamanduru V K R, Gunasekaran A, et al. Composite particle algorithm for sustainable integrated dynamic ship routing and scheduling optimization[J]. Computers & Industrial Engineering, 2016, 96:201-215.
- [70] Kurpati A, Azarm S, Wu J. Constraint handling improvements for multiobjective genetic algorithms[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2002, 23(3):204-213.
- [71] 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.
- [72] Li Xiaohe, Sun Baozhi, Guo Chunyu, et al. Speed optimization of a container ship on a given route considering voluntary speed loss and emissions[J]. Applied Ocean Research, 2020, 94:101995.
- [73] Xie Xianwei, Sun Baozhi, Li Xiaohe, et al. Joint optimization of ship speed and trim based on machine learning method under consideration of load[J]. Ocean Engineering, 2023, 287:115917.
- [74] Karatüğ Ç, Tadros M, Ventura M, et al. Decision support system for ship energy efficiency management based on an optimization model[J]. Energy, 2024, 292:130318.
- [75] Wang Kai, Li Jiayuan, Yan Xinping, et al. A novel bi-level distributed dynamic optimization method of ship fleets energy

consumption[J]. Ocean Engineering,2020,197:106802.

[76] Yu Hongchu, Fang Zhixiang, Fu Xiuju, et al. Literature review on emission control-based ship voyage optimization [J]. Transportation Research Part D:Transport and Environment,2021,93:102768.

[77] Li Zhongwei, Wang Kai, Hua Yu, et al. GA-LSTM and NSGA-III based collaborative optimization of ship energy efficiency for low-carbon shipping[J]. Ocean Engineering,2024,312:119190.

[78] Huang Luofeng, Pena B, Liu Yuanchang, et al. Machine learning in sustainable ship design and operation: a review[J]. Ocean Engineering,2022,266:112907.

[79] Lang Xiao, Wu Da, Mao Wengang. Physics-informed machine learning models for ship speed prediction[J]. Expert Systems with Applications,2024,238:121877.

[80] El Mekkaoui S, Benabbou L, Caron S, et al. Deep learning-based ship speed prediction for intelligent maritime traffic management [J]. Journal of Marine Science and Engineering,2023,11(1):191.

[81] Li Xiaohe, Ding Kunping, Xie Xianwei, et al. Bi-objective ship speed optimization based on machine learning method and discrete optimization idea[J]. Applied Ocean Research,2024,148:104012.

(收稿日期:2025-07-29 编辑:熊水斌)

(上接第 85 页)

[21] Liu Huabei, Yang Guangqing, Hung Ching. Analyzing reinforcement loads of vertical geosynthetic-reinforced soil walls considering toe restraint[J]. International Journal of Geomechanics,2017,17(6):04016140.

[22] Leshchinsky D, Zhu Fan. Resultant force of lateral earth pressure in unstable slopes [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering,2010,136(12):1655-1663.

[23] Morsy A M, Zornberg J G, Leshchinsky D, et al. Soil-reinforcement interaction: effect of reinforcement spacing and normal stress [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering,2019,145(12):04019115.

[24] Morsy A M, Zornberg J G. Soil-reinforcement interaction: stress regime evolution in geosynthetic-reinforced soils[J]. Geotextiles and Geomembranes,2021,49(1):323-342.

[25] Zhang Fei, Ge Bin, Leshchinsky D, et al. Effects of multitiered configuration on the internal stability of GRS walls[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering,2023,149(12):04023122.

[26] Klar A, Sas T. Rational approach for the analysis of segmental reinforced soil walls based on kinematic constraints[J]. Geotextiles and Geomembranes,2009,27(5):332-340.

[27] 中华人民共和国住房和城乡建设部,国家市场监督管理总局. 建筑碳排放计算标准:GB/T 51366—2019[S]. 北京:中国建筑工业出版社,2019.

[28] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.

[29] 汤岭,王海军,李致家,等. 代理模型参数率定方法在 TOPKAPI 模型中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(1):21-28. (Tang Ling, Wang Haijun, Li Zhijia, et al. Application of surrogate modeling parameter calibration method in TOPKAPI model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2024,52(1):21-28. (in Chinese))

[30] Salem M A, Hammad M A, Amer M I. Field monitoring and numerical modeling of 4.4 m-high mechanically stabilized earth wall [J]. Geosynthetics International,2018,25(5):545-559.

[31] Bathurst R J, Naftchali F M. Geosynthetic reinforcement stiffness for analytical and numerical modelling of reinforced soil structures[J]. Geotextiles and Geomembranes,2021,49(4):921-940.

[32] British Standards Institution. Code of practice for strengthened/reinforced soils and other fills; BS 8006-1:2010 [S]. Milton Keynes, U. K. ;BSI,2010.

[33] 常倩倩,束一鸣,黄松,等. 加筋间距对加筋挡土墙工作性态的影响[J]. 河海大学学报(自然科学版),2007,35(5):557-562. (Chang Qianqian, Shu Yiming, Huang Song, et al. Effect of bar spacing on performance of reinforced soil retaining walls [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2007,35(5):557-562. (in Chinese))

[34] Bathurst R J, Miyata Y, Allen T M. Facing displacements in geosynthetic reinforced soil walls [C]//Proceedings of the Earth Retention Conference 3. Bellevue. Washington D. C. ;ASCE Geo-Institute,2010:442-459.

(收稿日期:2025-07-24 编辑:刘晓艳)