

基于深度学习的智能船舶多维度能效优化与低碳合规实践

巴忠峰 王昊天 盖晓晨

滨州职业学院

DOI:10.12238/etd.v6i8.17081

[摘要] 随着全球航运业对节能减排和绿色低碳发展的迫切需求,船舶能效优化已成为行业关注的核心议题。国际海事组织(IMO)出台的船舶能效设计指数(EEDI)、船舶能效管理计划(SEEMP)以及碳强度指标(CII)等法规,对船舶运营提出了更高的能效要求。传统基于经验或物理模型的能效优化方法在面对复杂、动态、高维的船舶运行环境时存在适应性不足、精度有限等问题。近年来,机器学习技术凭借其强大的数据驱动建模、非线性拟合与自适应学习能力,在船舶能效优化领域展现出巨大潜力。本文系统梳理了船舶能效影响因素与评价体系,深入探讨了机器学习在船舶能效建模、航速优化、航线规划、主机负荷分配及综合能效管理系统中的关键技术与应用路径。通过构建基于集成学习与深度学习的能效预测模型,并结合强化学习实现动态航速决策,本文提出了一套面向实际应用的智能船舶能效优化框架。最后,结合案例分析,验证了所提方法的有效性与可行性,并对未来研究方向进行了展望。研究表明,机器学习技术能够显著提升船舶能效管理水平,为实现绿色智能航运提供有力支撑。

[关键词] 智能船舶; 能效优化; 机器学习; 航速优化; 碳强度指标(CII)

中图分类号: U674.1 文献标识码: A

Multi-dimensional Energy Efficiency Optimization and Low-carbon Compliance Practice for Intelligent Ships Based on Deep Learning

Zhongfeng Ba Haotian Wang Xiaochen Gai

Binzhou Polytechnic

[Abstract] With the global shipping industry's urgent need for energy conservation, emission reduction, and green low-carbon development, ship energy efficiency optimization has become a core issue of industry concern. Regulations such as the Energy Efficiency Design Index (EEDI), the Ship Energy Efficiency Management Plan (SEEMP), and the Carbon Intensity Indicator (CII) introduced by the International Maritime Organization (IMO) have imposed higher energy efficiency requirements on ship operations. Traditional energy efficiency optimization methods based on experience or physical models face challenges such as insufficient adaptability and limited accuracy when dealing with the complex, dynamic, and high-dimensional ship operating environment. In recent years, machine learning technology has demonstrated great potential in the field of ship energy efficiency optimization due to its powerful capabilities in data-driven modeling, nonlinear fitting, and adaptive learning. This paper systematically reviews the influencing factors and evaluation systems of ship energy efficiency, and deeply explores the key technologies and application paths of machine learning in ship energy efficiency modeling, speed optimization, route planning, main engine load distribution, and comprehensive energy efficiency management systems. By constructing an energy efficiency prediction model based on ensemble learning and deep learning, and combining reinforcement learning to achieve dynamic speed decision-making, this paper proposes a practical application-oriented energy efficiency optimization framework for intelligent ships. Finally, through case analysis, the effectiveness and feasibility of the proposed method are verified, and future research directions are prospected. The research shows that machine learning technology can significantly improve the management level of ship energy efficiency and provide strong support for achieving green and intelligent shipping.

[Key words] Intelligent Ships; Energy Efficiency Optimization; Machine Learning; Speed Optimization; Carbon Intensity Indicator (CII)

引言

航运业作为全球经济的重要支柱,承担着近九成的国际贸易运输量。然而,船舶运行大量消耗化石燃料,排放温室气体及污染物,对环境的影响显著。据国际海事组织数据,航运业年CO₂排放量占全球总排放量的2.5%-3%。为应对气候变化,IMO于2018年通过减排战略,明确2050年航运业温室气体排放较2008年至少减半,并力争零排放。在此背景下,提升船舶能效成为减排关键。IMO推出系列强制性法规,如EEDI评估新造船能效,SEEMP要求现有船制定能效管理措施,CII对船舶年度碳强度评级,不佳者将面临限制甚至淘汰。传统能效优化方法依赖流体力学仿真、热力学模型或船员经验,存在建模复杂、参数敏感、难以适应多变海况等问题^[1]。随着船舶智能化,船上传感器网络完善,积累了海量运行数据,为数据驱动的能效优化提供了基础。机器学习作为人工智能核心技术,能从历史数据中自动学习复杂关系,无需精确物理建模,适用于船舶运行系统。因此,研究基于机器学习的智能船舶能效优化技术,具有重要理论价值与现实意义。本文将系统探讨其关键应用场景、技术路线与实施挑战,并提出智能优化框架,为航运企业绿色低碳转型提供技术参考。

1 船舶能效影响因素与评价体系

1.1 能效影响因素

船舶能效受多种因素共同影响,可归纳为以下几类:

(1) 船舶自身特性: 船型、主尺度(长、宽、吃水)、船体线型、推进系统(主机类型、螺旋桨设计)、船体污底程度等。这些因素决定了船舶的基本阻力特性与推进效率。(2) 运行参数: 航速、主机负荷率、舵角、压载状态等。其中,航速对油耗影响最为显著,通常油耗与航速的立方成正比。(3) 环境因素: 风速、风向、浪高、浪向、海流速度与方向、水温、海水密度等。恶劣海况会显著增加船舶阻力,降低能效。(4) 操作策略: 航线选择、航速剖面规划、主机-辅机协同控制、货物配载等。合理的操作策略可在满足运输任务前提下最大化能效。

1.2 能效评价指标

国际通用的船舶能效评价指标主要包括:(1) 每日油耗(Daily Fuel Oil Consumption, DFOC): 最直观的经济性指标。(2) 单位运输功油耗(Specific Fuel Oil Consumption, SFOC): $SFOC = \text{油耗} / (\text{载重吨} \times \text{航程})$,反映运输效率。(3) 船舶能效运营指数(Energy Efficiency Operational Indicator, EEOI): $EEOI = \text{CO}_2 \text{排放量} / (\text{载重吨} \times \text{航程})$,IMO推荐用于监测运营能效。(4) 碳强度指标(Carbon Intensity Indicator, CII): $CII = \text{年度CO}_2 \text{排放量} / (\text{载重吨} \times \text{年度航行距离})$,用于年度评级。这些指标为能效优化提供了量化目标,也为机器学习模型的训练与评估提供了监督信号。

2 机器学习在船舶能效优化中的关键技术

2.1 能效预测建模

准确预测船舶在不同工况下的能耗是优化决策的前提。传统方法如ITTC标准公式或CFD仿真计算成本高、实时性差。机器学习模型可基于历史AIS、VDR、机舱自动化系统(如K-Chief)

等数据,建立输入(航速、吃水、风浪等)到输出(油耗、EEOI等)的映射关系。常用模型包括:(1) 随机森林(Random Forest, RF): 具有良好的抗过拟合能力,可处理非线性关系,且能提供特征重要性排序,有助于识别关键影响因素。(2) 梯度提升树(如XGBoost、LightGBM): 在结构化数据上表现优异,训练效率高,适合处理船舶运行数据。(3) 神经网络(ANN)与深度神经网络(DNN): 可拟合高度非线性函数,适用于高维输入^[2]。(4) 长短期记忆网络(LSTM): 擅长处理时间序列数据,可捕捉船舶运行状态的时序依赖性,适用于动态能效预测。研究表明,集成学习模型(如XGBoost)在多数船舶能效预测任务中表现优于单一模型,平均预测误差可控制在3%-5%以内。

2.2 航速优化

航速是影响能效最敏感的操作变量。慢速航行(Slow Steaming)虽可降低单位时间油耗,但延长航程时间,增加固定成本;高速航行则显著增加油耗。因此,需在运输时效、燃油成本、碳排放等多目标间权衡。机器学习在此的应用主要有两类:(1) 静态优化: 基于能效预测模型,构建优化目标函数(如最小化总成本=燃油成本+时间成本+碳税成本),利用优化算法(如遗传算法、粒子群优化)求解最优航速。(2) 动态优化: 考虑航程中风流浪等环境动态变化,采用强化学习(Reinforcement Learning, RL)进行在线决策。将船舶视为智能体(Agent),状态空间包括当前位置、剩余航程、当前海况、燃油余量等,动作空间为航速调整,奖励函数设计为负的总成本或能效指标。通过与环境交互学习最优策略(Policy),实现自适应航速控制。深度Q网络(DQN)或近端策略优化(PPO)等算法已被成功应用于船舶航速优化仿真。

2.3 智能航线规划

传统航线规划主要基于最短距离或最短时间。智能航线则综合考虑海况、洋流、港口拥堵、燃油价格、碳排放成本等因素,寻找“绿色经济航线”。机器学习可辅助实现:(1) 海况预测: 利用卷积神经网络(CNN)或时空图神经网络(ST-GNN)处理卫星遥感与数值天气预报数据,预测未来航线上风浪流分布^[3]。(2) 多目标路径搜索: 将航线规划建模为图搜索问题,边权重由机器学习预测的能耗或成本决定,采用A*、Dijkstra或其变体求解最优路径。(3) 动态重规划: 结合实时AIS与气象数据,利用在线学习机制动态调整航线。

2.4 主机与辅机协同优化

船舶动力系统包含主机、辅机、锅炉等,其负荷分配影响整体能效。机器学习可用于: 建立多设备联合能效模型,识别最优负荷分配点。预测辅机需求(如电力负荷),实现按需启停,避免空载运行。故障预警与能效关联分析,提前干预以维持高效运行。

3 智能船舶能效优化系统框架设计

基于上述技术,本文提出如图1所示的智能船舶能效优化系统框架,包含数据层、模型层、决策层与应用层。

数据层: 集成AIS、VDR、机舱自动化系统、气象服务API等多源异构数据,进行清洗、对齐、特征工程(如计算相对风浪角、有效功率等)。

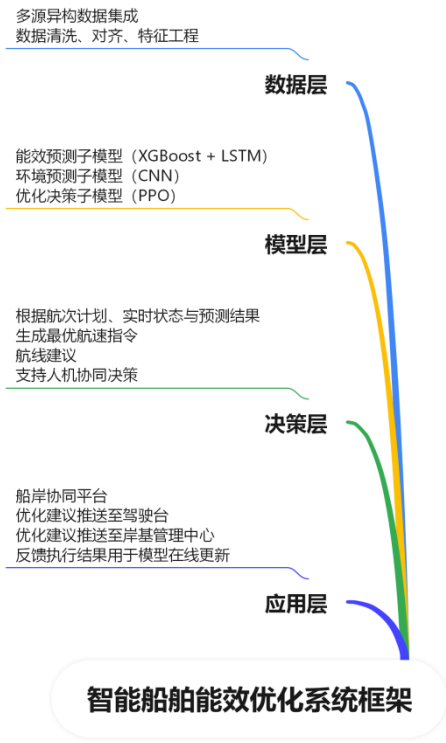


图1 智能船舶能效优化系统框架

模型层:

- 能效预测子模型: 采用XGBoost+LSTM混合模型, 兼顾静态特征与动态时序。

- 环境预测子模型: 基于CNN的海况预测模块。

- 优化决策子模型: 基于PPO的强化学习航速控制器。

决策层: 根据航次计划、实时状态与预测结果, 生成最优航速指令与航线建议, 支持人机协同决策。

应用层: 通过船岸协同平台, 将优化建议推送至驾驶室与岸基管理中心, 并反馈执行结果用于模型在线更新。

该框架支持离线训练与在线推理, 具备自学习与自适应能力。

4 应用案例分析: “Maersk Integrate” 智能能效系统

4.1 案例背景

马士基是全球最大的集装箱航运公司之一, 其船队每年消耗数百万吨燃油, 燃油成本占运营总成本的很大比例。为降低碳排放、提高运营效率并满足国际海事组织(IMO)的环保法规(如EEXI、CII等), 马士基启动了数字化和智能化转型项目。

4.2 技术方案

马士基在其部分大型集装箱船上部署了基于机器学习的能效优化系统, 核心包括: (1) 数据采集: 通过船上传感器实时采集船舶航速、吃水、主机功率、燃油消耗、气象数据(风速、浪高、海流)、航线信息等。(2) 机器学习模型: 利用历史航行数据训练回归模型和强化学习模型, 预测在不同航速、载重和海况下的最优航速(Speed Optimization)和主机负荷(Engine Load Optimization)。(3) 实时决策支持: 系统动态推荐“经济航速”

(Eco-speed)和最佳纵倾(Trim Optimization), 帮助船长在保证船期的前提下最小化燃油消耗。(4) 岸基协同: 岸上运营中心通过云端平台监控船队能效指标(如EEOI、CII), 并利用聚类分析识别高耗能船舶, 进行针对性干预。

4.3 实施效果

在试点船舶上, 该系统实现了平均燃油节省8-12%。年度二氧化碳排放减少数万吨。船舶能效指数(EEOI)显著改善, 有助于满足IMO 2023年起实施的碳强度指标(CII)评级要求。系统还能预测主机故障和维护需求, 进一步提升运营可靠性。

4.4 技术亮点

使用XGBoost、LSTM神经网络等算法建模燃油消耗与操作参数之间的非线性关系。引入数字孪生(Digital Twin)技术, 构建虚拟船舶模型进行仿真优化。与自动识别系统(AIS)、气象服务和港口调度数据融合, 实现端到端智能调度。

5 挑战与展望

尽管机器学习在船舶能效优化中展现出巨大潜力, 但仍面临若干挑战: 一是船舶数据存在噪声、缺失、不同步问题; 能效标签(如精确油耗)获取困难。二是不同船型、航线、季节下模型性能可能下降, 需解决领域自适应问题。三是黑箱模型难以获得船员信任, 需结合可解释AI(XAI)技术^[4]。四是缺乏统一的数据接口与优化指令标准, 限制系统推广。未来研究方向包括: (1) 多模态融合学习: 融合文本(航海日志)、图像(雷达、摄像头)、数值数据, 构建更全面的感知。(2) 联邦学习: 在保护数据隐私前提下, 实现多船协同建模, 提升模型泛化性。(3) 数字孪生驱动优化: 构建高保真船舶数字孪生体, 用于策略仿真与验证。(4) 与碳交易市场联动: 将碳价纳入优化目标, 实现经济-环境双目标协同。

6 结语

本文系统研究了基于机器学习的智能船舶能效优化技术。研究表明, 机器学习能够有效建模船舶复杂运行系统, 精准预测能效, 并在航速优化、航线规划、动力系统协同等关键环节提供智能决策支持。通过构建集成预测与强化学习的优化框架, 该方法可显著降低油耗, 助力船舶提升CII评级。未来, 随着数据基础设施完善、算法持续进步与行业标准建立, 机器学习驱动的智能能效优化将成为绿色智能航运的核心技术, 为全球航运业低碳转型提供强大动能。

滨州职业学院校级课题专项资金资助(课题号2024yjkt02)。

[参考文献]

- [1]朱晓晨. 基于机器学习的船舶能效模型精度提升方法研究[D]. 武汉理工大学, 2023.
- [2]孙森, 蔡智媛, 余龙, 等. 船舶能效智能管理系统研究与应用现状[J]. 船舶工程, 2025, 47(02): 13-22+37.
- [3]陈钊. 船舶智能能效管理系统的设计与实现[J]. 电脑编程技巧与维护, 2025, (01): 118-123.
- [4]曲维平, 刘学良, 聂紫煜, 等. 浅谈船舶智能能效系统在新明州1868TEU系列集装箱船的应用[J]. 珠江水运, 2024, (7): 81-86.