

基于 VLCC 船舶的主机功耗预估模型研究

陈映彬^{1,2}, 董国祥^{1,2*}, 季盛^{1,2}, 张焱飞^{1,2}

(1. 上海船舶运输科学研究所有限公司 水路交通控制全国重点实验室, 上海 200135;
2. 上海船舶运输科学研究所有限公司 航运技术交通行业重点实验室, 上海 200135)

摘要: 提高船舶的能效水平, 减少温室气体排放是目前的研究热点。对船舶主机功率进行准确的预测是提高船舶的能效水平的基础。基于一艘超大型油轮(VLCC)船舶采集的历史营运数据, 对其进行气象数据融合清洗并构建训练集与测试集。分别研究机理模型 SNNM、非机理模型 RF、半机理模型 RF 等 3 种船舶主机功耗预估模型的性能表现。仿真结果表明: 机理模型 SNNM 在工程一定条件下是满足应用要求的, 但 R^2 系数表现并不佳, 非机理模型 RF 和半机理模型 RF 对主机轴转速和轴功率的预测精度十分优异, 其 R^2 系数均大于 0.98。

关键词: 超大型油轮; 功耗模型; SNNM; 随机森林

中图分类号: U699 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.017

A study on a main engine power prediction model for a VLCC

CHEN Yingbin^{1,2}, DONG Guoxiang^{1,2*}, JI Sheng^{1,2}, ZHANG Yanfei^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety, Shanghai Ship and Shipping Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200135, China; 2. Key Laboratory of Marine Technology Ministry of Communications, Shanghai Ship and Shipping Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200135, China)

Abstract: Improving ship energy efficiency and reducing greenhouse gas emissions are major research priorities in the maritime industry. Accurate prediction of main engine power is fundamental to enhancing vessel energy efficiency. Using historical operational data collected from a Very Large Crude Carrier (VLCC), this study integrated and cleaned meteorological data to construct training and test datasets. Three models for main-engine power estimation are investigated and compared: a mechanistic model (SNNM), a non-mechanistic model based on Random Forest (RF), and a semi-mechanistic RF-based model. Simulation results indicate that while the mechanistic SNNM model can meet application requirements under specific engineering conditions, but R^2 coefficient is relatively low. In contrast, both the non-mechanistic model based on RF and the semi-mechanistic RF-based model demonstrated excellent predictive accuracy for both main engine shaft rotational speed and power, with R^2 values exceeding 0.98.

Key words: VLCC; main engine power prediction model; SNNM; RF

海运一直是国际商业运输的一个主要部分, 而随着世界贸易量的持续增长, 航运的需求也将随之增加。^[1] 全球经济的互联互通离不开商品贸易, 而商品贸易则离不开运输。船舶作为交通运输的主要方式之一, 负责承担了国际贸易货运量的约 80%。^[2] 然而由于航运业排放的 CO₂ 对气候问题产生的负面影响已引起人们的广泛关注。^[3] 海运每年

排放的 CO₂ 超过 10 亿 t, 占全球温室气体排放量的 2.89%。^[4] 为此, 提高船舶的能效水平, 降低船舶的燃油消耗, 减少船舶排放的温室气体已成亟待解决的问题。^[5] 对船舶主机功耗进行准确的预测, 可为提高船舶的能效水平提供参考。^[6]

近些年来, 众多学者针对这一热点课题开展了大量的研究工作。^[7-11] 对于研究人员提出的各种船

收稿日期: 2025-02-25

作者简介: 陈映彬(1998—), 男, 硕士, 研究方向为船舶节能减排。* 通信作者: dong.guoxiang@coscoshipping.com

引用格式: 陈映彬, 董国祥, 季盛, 等. 基于 VLCC 船舶的主机功耗预估模型研究[J]. 中国航海, 2026, 49(1): 165-176.

CHEN Y B, DONG G X, JI S, et al. A study on a main engine power prediction model for a VLCC[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 165-176. (in Chinese)

船主机功耗和油耗模型, FANG 等^[12] 利用文献计量学工具对船舶油耗模型进行了文献综述, 分析不同油耗模型的优缺点、改进方法和验证方法。BAS-SAM 等^[13] 使用一个公开可用的数据集构建船舶主机功耗模型, 分析数据量和采样时间对人工神经网络性能的影响。MEGAWATI 等^[14] 提出将天气因素作为扰动因素考虑, 为研究人员进一步发展人工神经网络方法作为考虑天气条件下船舶油耗预测的方法之一提供指导。BUI-DUY 等^[15] 采用深度机器学习方法估计航线的燃油消耗, 模型中以平均速度、航行时间、船舶载重量、风速和风向等 5 个变量为输入参数。CEPOWSKI 等^[16] 使用一艘 4 800 TEU 集装箱船的 105 790 个测量数据集, 采用数据驱动方法建立船舶运行参数与燃油消耗之间的关系。GKERE-KOS 等^[17] 研究比较数据驱动的多元回归方法, 并用于预测船舶主机燃料消耗。YAN 等^[3] 基于随机森林回归构建燃油消耗量预测模型, 该预测模型综合考虑船舶航行速度、货物总质量、海况和天气等因素, 模型的平均绝对误差百分比 (Mean Absolute Percentage Error, E_{MAPE}) 为 7.91%。YUAN 等^[18] 考虑水深、流速、风速和风向角等航行状态和环境因素的影响, 提出一种多源数据处理方法和实时功耗计算方法。HU 等^[19] 针对目前基于单一油耗模型的预测性能较差的缺点, 提出一种两步法的船舶油耗预测与优化策略, 将多个最先进的单一模型融合在一起建立一个新的混合预测模型。试验结果表明, 该混合模型比其他 7 种常用的单一模型具有更好的精度和鲁棒性。采用非机理的建模方式, TASKAR 等^[5] 采用机理方法研究构建船舶功耗模型, 并研究在 4 个不同季节、3 种航速下 2 艘集装箱船燃料节约潜力。同样是机理方式的建模, HUU 等^[20] 则以实船海试数据为来源采用线性插值方法, 结合半经验公式计算船舶附加阻力, 作为实时计算船舶总油耗的基础。李潇河^[21] 重点研究不规则风浪影响下的航线燃油消耗, 并将其应用于一艘 48 000 载重吨的油轮。CORADDU 等^[22] 结合机理建模和非机理建模, 构建半机理模型, 又称为灰盒模型。船舶排放的废气会对气候和人类健康产生负面影响。^[23] XIAO 等^[24] 使用船舶自动识别系统 (Automatic Identification System, AIS) 数据建立一个排放核算模型估计油轮的功耗与污染排放量。HAN 等^[25] 建立考虑不同减排政策和策略的成本模型, 并分析他们对减排的影响。YANG 等^[26] 对一种由柴油和替代能源组成的混合动力系统进行研究。针对航行与停泊时候的油耗差异, YING 等^[27] 对传统的仅考虑航行时燃

油消耗的航速优化模型进行改进, 采用线性函数拟合系泊时的油耗与时间关系。

目前, 船舶主机功耗模型和油耗模型的研究对象主要集中在数据驱动方面, 通过采集的实船数据以机器学习算法进行模型的构建, 少部分也采用机理方式进行模型研究, 对于半机理模型的研究较少, 且很少有文献以实船数据进行多种模型构建研究的对比。为此, 本文基于某超大型油轮 (Very Large Crude Carrier, VLCC) 实船采集的营运数据, 在数据融合的基础上进行机理 (Shopera Ntua Ntu Maric)、非机理随机森林 (Random Forest, RF) 和半机理 RF 等 3 种功耗模型构建的研究对比。其中: 机理 SNNM 功耗模型采用机理方式构建, 波浪阻力预估部分采用 ISO15016 推荐的经验半经验公式 SNNM; 非机理 RF 功耗模型采用随机森林 Random Forest 方法, 以纯数据驱动方式构建模型; 而半机理 RF 功耗模型则是耦合 2 种模型, 在机理模型的基础上, 采用 Random Forest 方法预估由波浪增阻导致的主机转速变化和功率变化。

1 研究方法

1.1 机理模型 SNNM

船舶主机功耗预估机理模型的结构和参数都是已知的, 是基于船舶领域的相关知识和作用关系建立的。在船舶的实际航行中, 船舶阻力通常包含船舶在无风浪的静水中受到的静水阻力和由风浪引起的风浪附加阻力两部分, 分别计算两部分阻力后可求得船舶航行中的总阻力。基于计算得到的航行总阻力, 以螺旋桨敞水试验数据构建主机推进系统, 经计算可得到主机的功耗情况。

1.1.1 静水阻力计算

由于弗劳德阻力算法可快速求得船舶静水阻力, 且具有较高的准确性, 已在船舶工程实际中被广泛应用。综合考虑, 本文基于船模试验数据, 采用弗劳德阻力算法估算实船的静水阻力。其中实船平板摩擦阻力计算为

$$R_{fs} = \frac{1}{2} \rho S v_{ship}^2 (C_f + \Delta C_f) \quad (1)$$

式(1)中: v_{ship} 为实船航速; ρ 为水密度; S 为实船的湿表面积; C_f 平板摩擦阻力系数; ΔC_f 为粗糙度补贴系数。

实船的剩余阻力计算为

$$R_{rs} = (R_{tm} - R_{fm}) \frac{\rho_s}{\rho_m} \alpha^3 \quad (2)$$

式(2)中: R_{tm} 为模型船舶总阻力; R_{fm} 为模型船舶平

板摩擦阻力; ρ_s 为实船航行的水密度; ρ_m 为模型船舶试验的水密度; α 为尺寸比。

实船的静水阻力为

$$R_{\text{still}} = R_{\text{fs}} + R_{\text{rs}} \quad (3)$$

1.1.2 风力阻力计算

船舶在水中向前航行除考虑受到静水阻力外,还要考虑气象条件下的风力影响,风力增阻为

$$R_{\text{wind}} = 0.5\rho_A \cdot C_{AA}(\varphi_{\text{WRref}}) \cdot A_{XV} \cdot v_{\text{WRref}}^2 - 0.5\rho_A \times C_{AA}(0) \cdot A_{XV} \cdot v_G^2 \quad (4)$$

式(4)中: ρ_A 为空气密度; C_{AA} 为风阻系数; φ_{WRref} 为船舶参考高度处的气象相对风向角; A_{XV} 为水线以上的横向投影面积; v_{WRref} 为参考高度处的相对风速; v_G 为对地航速。

1.1.3 波浪阻力计算

基于国际标准化组织于2022年5月31日召开的第17届工作组第12次会议提出的计算波浪增阻的经验半经验公式近似方法^[28],对船舶遭遇的波浪阻力进行计算。

$$R_{\text{wave}} = 2 \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} \frac{R_{\text{WAVE}}(\omega, \alpha, v_s)}{\xi_A^2} E(\omega, \alpha) d\omega d\alpha \quad (5)$$

式(5)中: R_{wave} 为不规则波平均波浪增阻; R_{WAVE} 为规则波的平均阻力增量; ξ_A 为波幅; ω 为规则波的圆频

$$\begin{cases} R_{\text{AWR},1} = \frac{2.25}{4} \rho_{\text{act}} g B \xi_A^2 \alpha_T \cdot \left\{ \sin^2(E_1 + \alpha) + \frac{2\omega v_s}{g} [\cos \alpha - \cos E_1 \cos(E_1 + \alpha)] \right\} \left(\frac{0.87}{C_B} \right)^{(1+4\sqrt{Fr})f(\alpha)}, & 0 \leq \alpha \leq \pi - E_1 \\ R_{\text{AWR},2} = \frac{2.25}{4} \rho_{\text{act}} g B \xi_A^2 \alpha_T \cdot \left\{ \sin^2(E_1 - \alpha) + \frac{2\omega v_s}{g} [\cos \alpha - \cos E_1 \cos(E_1 - \alpha)] \right\} \left(\frac{0.87}{C_B} \right)^{(1+4\sqrt{Fr})f(\alpha)}, & 0 \leq \alpha \leq E_1 \\ R_{\text{AWR},3} = -\frac{2.25}{4} \rho_{\text{act}} g B \xi_A^2 \alpha_T \cdot \left\{ \sin^2(E_2 - \alpha) + \frac{2\omega v_s}{g} [\cos \alpha - \cos E_2 \cos(E_2 - \alpha)] \right\}, & E_2 \leq \alpha \leq \pi \\ R_{\text{AWR},4} = -\frac{2.25}{4} \rho_{\text{act}} g B \xi_A^2 \alpha_T \cdot \left\{ \sin^2(E_2 + \alpha) + \frac{2\omega v_s}{g} [\cos \alpha - \cos E_2 \cos(E_2 + \alpha)] \right\}, & \pi - E_2 \leq \alpha \leq \pi \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: α_T 为相关系数; E_1 为水线入口角度; L_E 为水线入口长度; E_2 为水线出口角度; L_R 为水线出

率; α 为艏部与各分量波的夹角; 0 为艏波; v_s 为船舶对水航速; E 为方向频谱。

R_{WAVE} 由因船舶运动产生的辐射波阻 R_{AWM} 和因波浪绕射产生的阻力 R_{AWR} 两部分组成。 R_{WAVE} 和 R_{AWM} 的计算分别为

$$\begin{aligned} R_{\text{WAVE}}(\omega, \alpha, V_s) &= R_{\text{AWM}} + R_{\text{AWR}} \quad (6) \\ R_{\text{AWM}} &= 3859.2 \rho_{\text{act}} g \xi_A^2 \frac{B^2}{L_{\text{PP}}} C_B^{1.34} k_{yy}^2 \times a_1 a_2 a_3 \bar{\omega}^{b_1} e^{d_1(1-\bar{\omega}^{d_1})} \quad (7) \end{aligned}$$

式(7)中: ρ_{act} 为实际水密度; g 为重力加速度; ξ_A 为波幅; B 为目标船的型宽; L_{PP} 为垂线间长; C_B 为方形系数, k_{yy} 为横向无量纲回转半径; a_1 、 a_2 、 a_3 、 b_1 、 d_1 为相关系数; $\bar{\omega}$ 为由 ω 计算获得的系数。

$$\begin{aligned} \bar{\omega} &= 2.142 \sqrt[3]{k_{yy}} \sqrt{\frac{L_{\text{PP}}}{2\pi g}} \left(\frac{C_B}{0.65} \right)^{0.17} \times \\ &\left[1 - \frac{0.111}{C_B} \left(\ln \frac{B}{T_{\text{deep}}} - \ln 2.75 \right) \right] \times \\ &(-1.377 Fr^2 + 1.157 Fr) |\cos \alpha| + \\ &\frac{0.618(13 + \cos 2\alpha)}{14} \times \omega \quad (8) \end{aligned}$$

式(8)中: T_{deep} 为最深的型吃水; Fr 为弗劳德数。

R_{AWR} 的计算为

$$R_{\text{AWR}} = \sum_{i=1}^4 R_{\text{AWR},i} \quad (9)$$

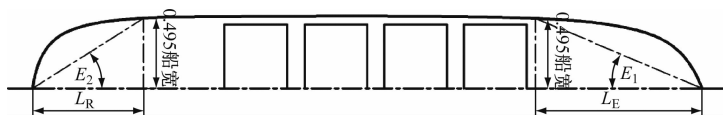


图1 船舶半宽水线处参数位置示意

Fig. 1 Parameter locations at the ship's half-breadth waterline

1.1.4 船舶推进计算

船舶主机产生的动力通过传动装置传递给螺旋桨,从而克服船舶受到的阻力实现船舶的高效航行。螺旋桨要求推力,螺旋桨进速计算为

$$T_s = \frac{R_{\text{wave}} + R_{\text{wind}} + R_{\text{still}}}{1 - t_m} \quad (11)$$

$$v_A = (1 - \omega_s) v_s \quad (12)$$

式(11)和式(12)中: T_s 为要求螺旋桨发出的推力; t_m 为实船推力减额系数; v_A 为螺旋桨转速; v_s 为实船对水航速; ω_s 为实船伴流分数。

在获取到螺旋桨要求推力和螺旋桨转速的基础上,通过螺旋桨敞水性征数据参数即可得出主机轴转速和主机输出功率。

$$N_s = \frac{v_A}{JD_s} \quad (13)$$

$$P_{Ms} = \frac{(R_{wave} + R_{wind} + R_{still})v_s}{\eta_0 \eta_{RM} \eta_s (1 - t_m) / (1 - \omega_s)} \quad (14)$$

式(13)和式(14)中: D_s 为螺旋桨直径; J 为螺旋桨进速系数; N_s 为主机转速; P_{Ms} 为主机发出功率; η_0 为螺旋桨敞水效率; η_{RM} 为相对旋转效率; η_s 为轴系传递效率。

1.2 非机理模型 RF

船舶主机功耗预估非机理模型的结构参数都是未知的。常见的船舶主机功耗预估非机理建模训练算法有额外树回归算法、人工神经网络和随机森林回归等。^[17]针对船舶主机功耗预估的非机理模型的构建,本文采用随机森林算法。^[29]建模思路主要分为两部分:

1)从原始训练集中有放回地随机抽取数据,组成多个样本集 $S(S > 1)$ 。

2)使用 CART 函数,对抽取的样本集 S 建立对应的回归树模型。

其预测思路为:输入的特征数据会接收随机森林中每棵回归树模型的预测,进而得到 S 个预测值,这些预测值的平均值即为最终预测结果,其公式为

$$Y = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S F_s(\mathbf{X}) \quad (15)$$

式(15)中: Y 为预测结果; \mathbf{X} 为输入的特征数据向量; S 为回归树模型个数; $F_s(\mathbf{X})$ 为单个 CRAT 回归树模型,有

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^l C_i I, \mathbf{X} \in R_i \quad (16)$$

式(16)中: R_i 为以不同特征的最优切分变量划分后的单元域; $I(\mathbf{X} \in R_i)$ 为逻辑值,若 $(\mathbf{X} \in R_i)$,则 $I(\mathbf{X} \in R_i) = 1$,否则, $I(\mathbf{X} \in R_i) = 0$; C_i 为单元域 R_i 内包

含的所有输出值的平均值, t 为单元域标号。式(16)的本质是先判断输入变量属于哪个单元域,然后返回该单元域的预测值。

基于随机森林算法所构建的非机理模型,其输入层的数据包括艏吃水、艉吃水、对地航速、主波高、主波周期、主波波向、流向、流速、航向角、相对风向角和相对风速;输出层数据包括主机轴转速、轴功率。随机森林结构图见图2。

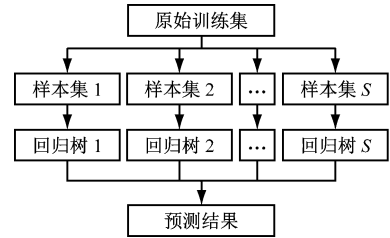


图2 随机森林结构图

Fig.2 Random Forest structure diagram

1.3 半机理模型 RF

船舶主机功耗预估半机理模型,又称灰盒模型,是介于机理模型与非机理模型之间的新模型,其一部分物理特征数据可直接采用机理方式构建计算和测取,另一部分难以获取的特征则通过数据训练得到。^[30]

在结合机理模型和非机理模型优点的基础上,提出将船舶物理特征和机器学习算法耦合的船舶主机功耗预估半机理模型,模型结构示意图3。针对计算机制较为明确,拥有水池试验和风力系验数据,且计算精度较高的静水阻力和风力增阻部分,本文采用所述的机理方式构建模型;而对于非线性较强且在机理算法中预估难度较大的波浪阻力部分,采用机器学习进行训练,构建非机理预估模型;并将二者结合用于预测船舶主机轴转速和轴功率。

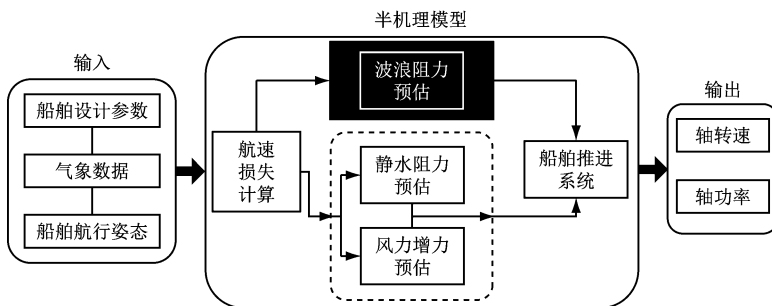


图3 船舶主机功耗预估半机理模型结构示意图

Fig.3 The semi-mechanistic model for estimating ship main engine power

1.3.1 考虑静水阻力与风力阻力的机理建模

采用船模拖曳试验数据,预估实船的静水阻力

R_{still} ; 风力增阻则是基于上述数据,采用风阻力系数和船舶设计参数,计算实船遭遇的风阻 R_{wind} 。在计

算获取实船静水阻力和风力增阻后,基于船舶推进模块,计算静水阻力和风力增阻下的螺旋桨要求推力和螺旋桨转速。

$$T_{s_still\&wind} = \frac{R_{wind} + R_{still}}{1 - t_m} \quad (17)$$

$$v_{A_still\&wind} = (1 - \omega_s)v_s \quad (18)$$

式(17)和式(18)中: $T_{s_still\&wind}$ 为仅考虑静水阻力和风力增阻下要求螺旋桨发出的推力; t_m 为实船推力减额系数; $v_{A_still\&wind}$ 为仅考虑静水阻力和风力增阻下螺旋桨转速; v_s 为实船对水航速; ω_s 实船伴流分数。

仅考虑静水阻力和风力增阻下螺旋桨转速和主机输出功率计算为

$$N_{s_still\&wind} = \frac{v_{A_still\&wind}}{JD_S} \quad (19)$$

$$P_{Ms_still\&wind} = \frac{(R_{wind} + R_{still})v_s}{\eta_0\eta_{RM}\eta_s(1 - t_m)/(1 - \omega_s)} \quad (20)$$

式(19)和式(20)中: $N_{s_still\&wind}$ 为仅考虑静水阻力和风力增阻下螺旋桨转速; $P_{Ms_still\&wind}$ 为仅考虑静水阻力和风力增阻下主机发出功率; η_0 螺旋桨敞水效率; η_{RM} 为相对旋转效率。

1.3.2 考虑波浪阻力的非机理建模

将实际航行数据集的主机轴转速和主机输出功率与仅考虑静水阻力和风力增阻下主机轴转速和主机功率相减,获取船舶实际航行中由于波浪增阻导致的主机转速变化 N_{s_wave} 和功率变化 P_{Ms_wave} 。

$$N_{s_wave} = N_s - N_{s_still\&wind} \quad (21)$$

$$P_{Ms_wave} = P_{Ms} - P_{Ms_still\&wind} \quad (22)$$

式(21)和式(22)中: N_s 和 P_{Ms} 分别为船舶航行时传感器采集的主机轴转速和功率。

基于计算所得波浪增阻导致的主机转速变化 N_{s_wave} 和功率变化 P_{Ms_wave} 值构建非机理模型。采用随机森林算法进行机器学习训练,训练数据输入参数包括:艏吃水、艉吃水、对地航速、流速、流向、主波高、主波周期、主波波向和航向角。训练输出参数包括波浪增阻导致的主机转速变化和功率变化。

2 算例分析

2.1 研究对象

本文研究船舶是一艘超大型油船,总长 333 m,型宽 60 m,型深 30.5 m,可装载 220 万桶原油,续航里程超过 26 000 n mile。该船装有若干传感器,可采集包括主、辅机等的能耗数据和船舶航行姿态实时数据等。船舶主要参数见表 1。

表 1 船舶主要参数

Tab.1 Main parameters of the ship

参数	数值
总长/m	333
型宽/m	60
型深/m	30.5
主机额定功率/kW	22 500
主机额定转速/(r/min)	61
设计航速/kn	15.5

2.2 数据收集与预处理

营运过程中的数据被信息采集传感器采集并汇总。实时数据采样间隔为 1 s,并被计算转化为 10 min 间隔。采集的营运数据被船端数据库定时打包并发送到岸端数据库。由于案例船舶仅安装必备船载传感器系统,包括轴功率测量仪、差分全球定位系统(Differential Global Position System, DGPS)系统和风速仪等。实船采集的气象数据中缺乏必要的海洋波浪特征参数,故本文采用全球气象数据库提供的气象预报数据进行插值,获取实时采集数据中缺乏的波浪特征数据。

在实时数据采集与气象数据插值融合的基础上,为提高模型的准确性和可靠性需对数据进行预清洗。数据清洗步骤包括如下:

1)数据中断清洗。因临时断电造成数据连续丢失,难以修复的应予以消除。

2)对地航速清洗。船舶的设计航速为 15.5 kn,且案例船的船模试验缺乏航速低于 10 kn 的数据。为排除船舶进出港的短暂航行影响,且避免模型试验低航速缺失导致的欠拟合现象以及便于后续不同模型构建研究的对比,小于 10 kn 的对地航速被剔除。

3)主机转速清洗。船舶在正常航行过程中,主机转速会在一定的合理区间范围。若转速不在该区间范围,则该条数据被删除。

4)舵角清洗。过大的舵角会显著降低船舶的航速使采集到的数据出现误差,将平均舵角限制为 $-3^\circ \sim 3^\circ$,超出范围的则删除。

5)水深清洗。浅水会导致航速下降,影响采集数据的准确性。参考第 12 届国际船模拖曳水池会议(International Towing Tank Conference, ITTC)推荐的最小水深计算公式,水深大于 $3\sqrt{BT_m}$ 视为不受浅水效应的影响。

6)吃水与纵倾清洗。由于货物装载、压载水和

船舶的自身质量等,船舶航行的吃水和纵倾会在一定的范围内。超出该范围的数据被剔除。

7)船舶定速航行数据筛选。当船舶处于机动航行和漂航状态时,船舶主机的功耗变化较大。因此需筛选恒速航行的数据进行后续研究。

8)为确保数据库提供的气象数据和船舶航行的采集数据是一致的,将实船采集的风和洋流数据与数据库插值的数据进行对比。误差小于预设允许值的数据,则被本文认为数据库的气象参数与实船遭遇是一致的,否则被剔除。

9)能耗特征关系清洗。将主机转速与功率的关系限定于二次方与四次方之间,将功率与油耗间的关系限定二次方与四次方之间进行噪点数据清洗。基于能耗特征关系的数据清洗算法见表2。

表2 基于能耗特征关系的数据清洗

Tab.2 Data cleaning based on relationships among energy consumption features

算法:	基于能耗特征关系的数据清洗
[01]	输入数据集 $S = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$
[02]	For $i = 1, 2, \dots, n$ do
[03]	For $j = 1, 2, \dots, n$ do
[04]	$Z_0 = \text{Power}_i / \text{Power}_j$
[05]	$Z_1 = \text{Fuel}_i / \text{Fuel}_j$
[06]	$\text{minval} = \min((\text{RPM}_i / \text{RPM}_j)^2, (\text{RPM}_i / \text{RPM}_j)^4)$
[07]	$\text{maxval} = \max((\text{RPM}_i / \text{RPM}_j)^2, (\text{RPM}_i / \text{RPM}_j)^4)$
[08]	If $Z_0 < \text{minval}$ or $Z_0 > \text{maxval}$
[09]	$\text{scorer}_i = \text{score}_i + 1$
[10]	$\text{scorer}_j = \text{score}_j + 1$
[11]	If $Z_1 < \text{minval}$ or $Z_1 > \text{maxval}$
[12]	$\text{scorerp}_i = \text{scorep}_i + 1$
[13]	$\text{scorerp}_j = \text{scorep}_j + 1$
[14]	End
[15]	End
[16]	$\text{scorer} = \text{scorer}_i + \text{scorer}_j$
[17]	$\text{scorerp} = \text{scorerp}_i + \text{scorerp}_j$
[18]	对 scorer 和 scorep 分别按照从大到小排序,将前20%剔除
[19]	输出清洗后的数据

由于船舶在不同装载情况下船舶主机的功耗是

大不相同的,先要根据船舶艏吃水情况,对船舶不同装载状态进行识别,将装载状态分为空载、压载和满载。目标船舶平均吃水数据分布情况见图4,由图4可知:船舶的吃水主要集中于8~10 m、13~18 m、18~22 m,分别对应船舶空载、压载和满载。

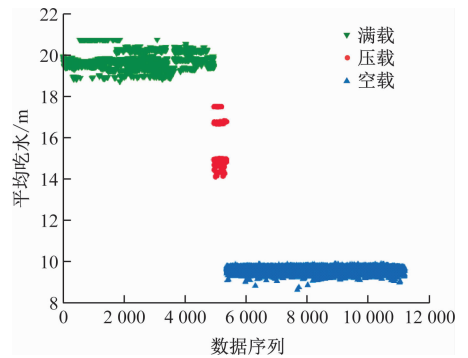


图4 目标船舶平均吃水数据分布

Fig.4 Mean draft distribution of the target vessel

分别对不同装载状态的收集数据进行清洗,船舶在压载、空载和满载情况下的数据清洗结果见图5。图5中▽符号数据点为异常的数据点,△符号数据点为正常数据点。从图可知,被识别为异常值的数据皆为极端值,表明该方法能有效识别异常的离群数据点。

2.3 模型构建

在数据预处理的基础上,将清洗后的数据集随机打乱按7:3的比例划分为训练集与测试集,并对比3种模型方法在测试集上的表现。基于二因次法采用船模试验计算所得部分实船静水阻力数据见图6;本文研究目标船舶的风阻力系数见图7;目标船舶的螺旋桨敞水性征曲线试验数据见图8。基于该船舶性能参数数据,本文分别进行机理模型 SNNM 和半机理模型 RF 的机理模块构建。

此外,由于非机理和半机理模型的构建涉及数据驱动的机器学习算法,本文先采用零均值标准化方法将数据进行归一化处理为

$$x_i^* = \frac{x_i - \mu}{S_d} \quad (23)$$

式(23)中: S_d 为特征 x 的标准差; μ 为特征 x 的均值; x_i^* 为特征值 x_i 标准化后的值。

为最大限度地提高机器学习模型的性能,在建立随机森林机器学习模型时,需在建模和分析过程中根据训练数据集调整相应的模型超参数值。为此,基于训练集数据,采用 K -Fold 交叉验证和随机搜索的方法进行模型的超参数调优,折数取10,模型超参数范围和最佳值见表3。

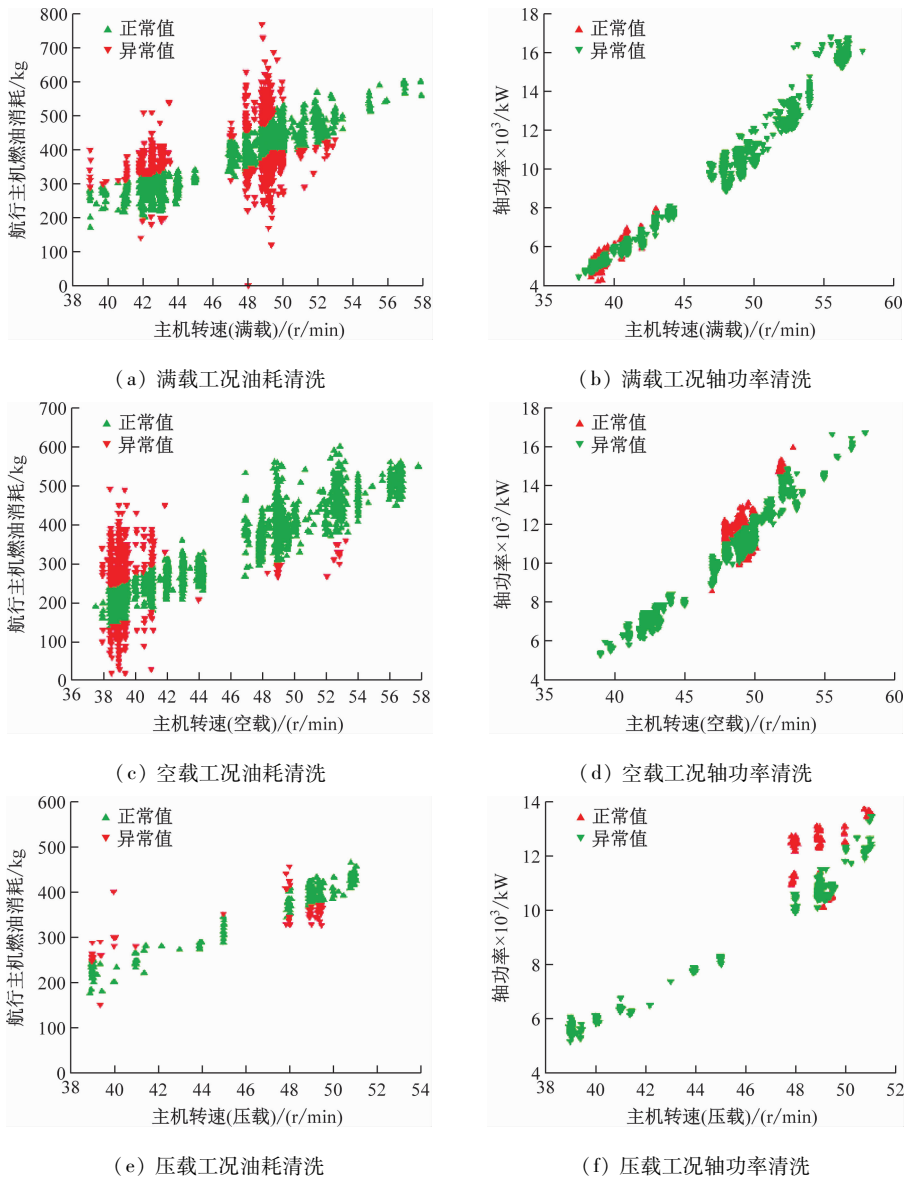


图5 不同载况下的数据清洗结果

Fig. 5 Data cleaning results under different loading conditions

2.4 结果分析

为评估不同模型的预测能力,进一步对比不同模型的预估性能。本文采用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, E_{MAE}), 均方误差 (Mean-Square Error, E_{MSE}), 均方根误差 (Root Mean Square Error, E_{RMSE}), 决定系数 R^2 (Coefficient of Determination) 和平均绝对误差百分比 E_{MAPE} 等 5 个误差度量指标来衡量模型预测值与实际值之间的关系。

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (24)$$

$$E_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (25)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (26)$$

$$E_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (27)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (28)$$

式(24)~式(28)中: y_i 为真实值, \hat{y}_i 是模型预测值; \bar{y} 为真实值平均值; n 为样本数量。

3种模型机理SNNM、非机理RF和半机理RF在测试集上对轴转速和主机功率的预测效果见图9~图11;3种模型在预测轴转速和主机功率的误差度量表现见表4和表5。由图9~图11可知:机理模型SNNM对主机转速的预测效果是较差的,数据较为发散,无法形成明显的线性关系;半机理模型RF和非机理模型RF的效果是较佳的,主机转速实

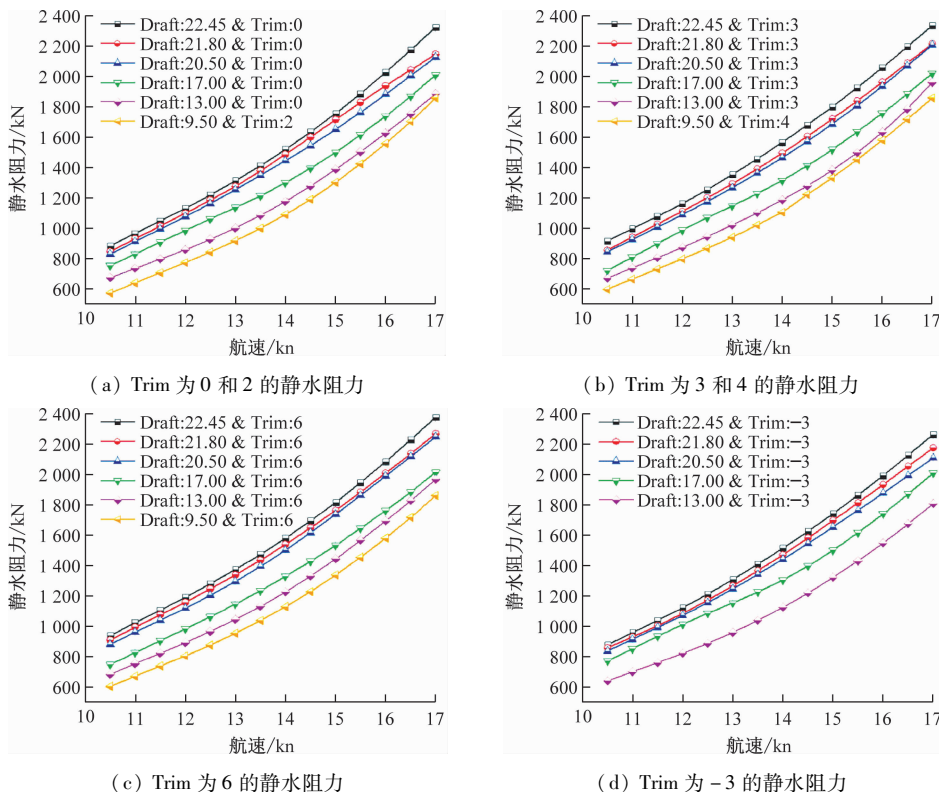


图 6 实船静水阻力数据
Fig. 6 Still resistance data of the real ship

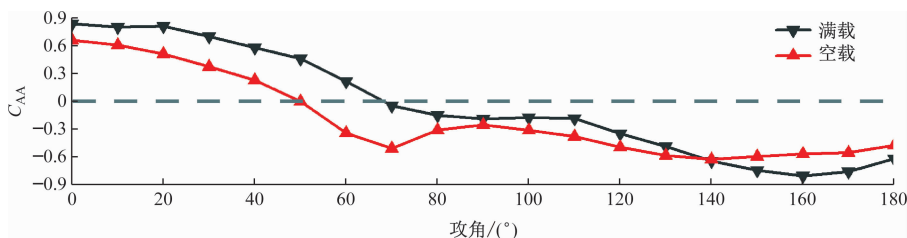


图 7 目标船舶风阻力系数
Fig. 7 Wind resistance coefficient of the target vessel

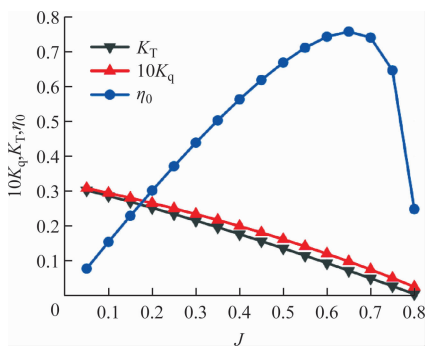


图 8 目标船舶的螺旋桨敞水性征曲线
Fig. 8 Open-water characteristic curves of the target vessel's propeller

表 3 模型超参数范围和最佳值
Tab. 3 Model hyperparameter ranges and optimal values

超参数	搜索范围	非机理 RF 最佳值	半机理 RF 最佳值
n_estimators	[20, 500]	286	203
min_samples_split	[2, 10]	5	2
min_samples_leaf	[1, 10]	2	1
max_features	[auto, sqrt]	sqrt	sqrt
max_depth	[5, 50] & None	None	70
bootstrap	True & False	False	False

际值与预测值形成更为明显的线性关系。对轴功率的预测效果表现和转速预测效果大致一致,其中,非机理模型 RF 表现最佳,从表 4 和表 5 可进一步得到验证结果。机理模型 SNNM 对主机转速的 R^2 系

数只有 0.618, E_{MAPE} 为 5.25%, 尽管在工程上一定条件下是满足要求的,但其 R^2 系数的表现并非令人满意。因为经验半经验公式在复杂海况的环境下,波浪的非线性特性和不规则性未被充分考虑,

SNNM 在面对部分新型的复杂船体型线时,无法充分捕捉到波浪阻力的动力学特性,导致其超出 SNNM 的适用范围。机理模型 SNNM 对轴功率预测 R^2 系数为 0.734,算是较为良好的预估模型,然而其 E_{MAPE} 值却超过 10%,达到 12.49%。在最佳的超参数训练下,非机理模型 RF 和半机理模型 RF 对主机转速的预测精度十分优异,其 E_{MAE} 值均接近或者小

于 0.5, R^2 系数也是均大于 0.97,甚至非机理模型 RF 对于测试集主机转速的预测, R^2 值已接近 0.99, E_{MAPE} 也小于 0.53%,这是一个非常难得的模型结果,且可注意到其结果预测分布与实际主机转速的分布较为接近。

此外,非机理模型 RF 和半机理模型 RF 对轴功率的预测效果略逊色于对主机转速的预测效果,且

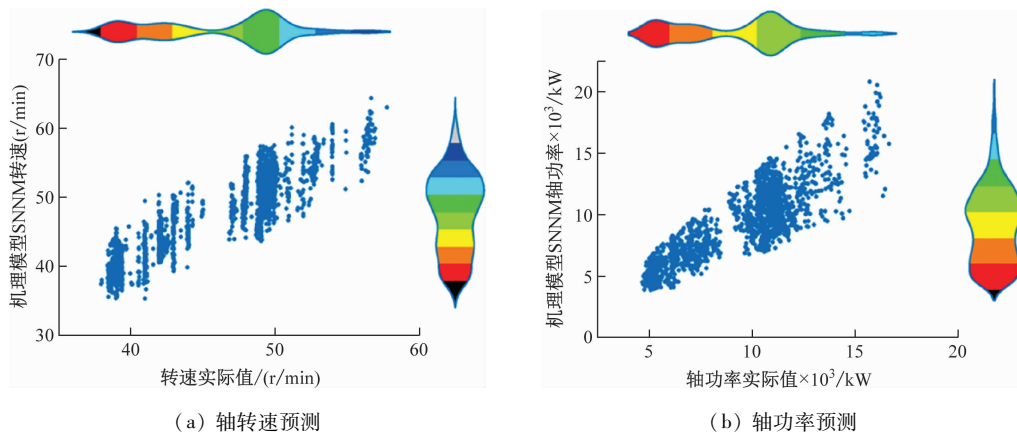


图 9 优化参数下机理 SNNM 模型对轴转速和功率的预测效果

Fig. 9 Prediction performance of mechanistic SNNM model on shaft rotational speed and power under optimized parameters

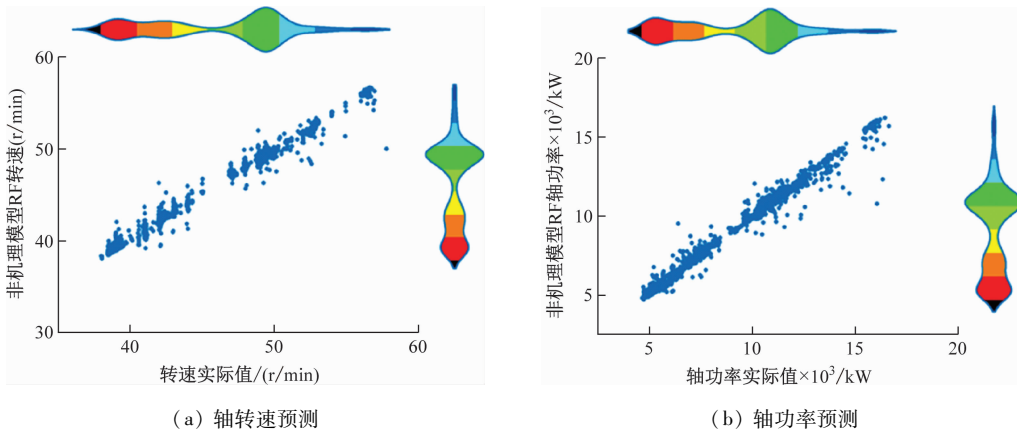


图 10 优化参数下非机理 RF 模型对轴转速和功率的预测效果

Fig. 10 Prediction performance non-mechanistic RF-based model on shaft rotational speed and power under optimized parameters

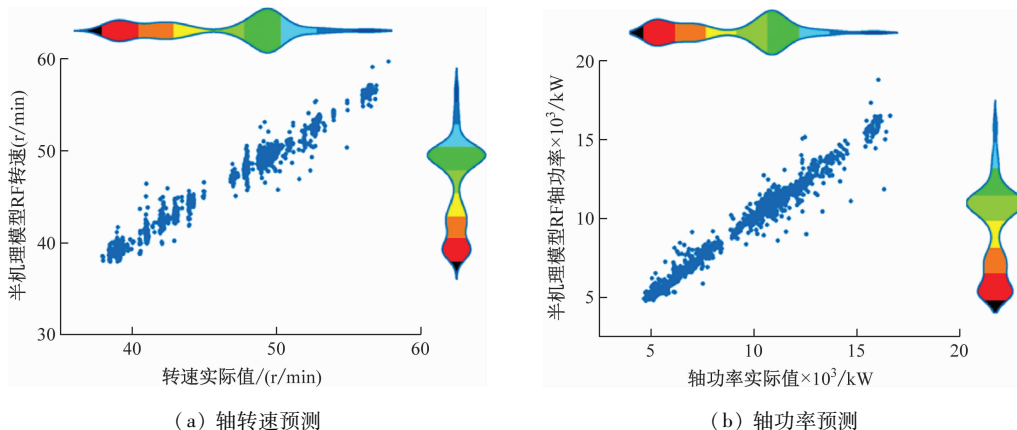


图 11 优化参数下半机理 RF 模型对轴转速和功率的预测效果

Fig. 11 Prediction effect of semi-mechanistic RF-based model on shaft rotational speed and power under optimized parameters

2种模型的预估效果均是较好,但非机理模型 RF 的表现仍是优于半机理模型 RF,尽管二者之间的差距微乎其微,可从表4和表5得到验证。非机理模型

的输入特征参数多于半机理模型或许是其机器学习算法在半机理模型中表现较差的主要原因之一。

表4 优化超参数下不同模型对主机轴转速的预测结果

Tab.4 Prediction results of different models for shaft rotational speed under optimized hyperparameters

模型	E_{MAE}	E_{MSE}	E_{RMSE}	R^2	E_{MAPE}
机理 SNNM	2.430	9.110	3.020	0.618	5.250
非机理 RF	0.241	0.265	0.515	0.989	0.530
半机理 RF	0.369	0.399	0.632	0.983	0.800

表5 优化超参数下不同模型对主机轴功率的预测结果

Tab.5 Prediction results of different models for shaft power under optimized hyperparameters

模型	E_{MAE}	E_{MSE}	E_{RMSE}	R^2	E_{MAPE}
机理 SNNM	1.15×10^3	2.19×10^6	1.48×10^3	0.734	12.49
非机理 RF	1.63×10^2	1.21×10^5	3.47×10^2	0.985	1.87
半机理 RF	2.19×10^2	1.61×10^5	4.01×10^2	0.980	2.41

3 结束语

本文以一艘 VLCC 为研究对象,利用采集的历史航行数据,在对其进行数据融合清洗后,构建训练集与测试集。并分别从机理模型 SNNM、非机理模型 RF、半机理模型 RF 构建等3种方法出发,研究对比3种船舶主机功耗预估模型的性能。仿真结果表明,机理模型 SNNM 在工程一定条件下是满足应用要求的,但其 R^2 系数的表现并不佳;在交叉验证和超参数调优后,非机理模型 RF 和半机理模型 RF 对主机轴转速和功率的预测精度十分优异,其 R^2 系数均大于 0.98;非机理模型 RF 的表现仍然优于半机理模型 RF,但二者之间的差距微乎其微。

机理模型 SNNM 的内在逻辑关系和模型知识图谱的可视化程度较高,易于行业人士的理解与应用,但其预测精度是有限的。由于机理模型 SNNM 并不依赖于数据驱动,该模型适用于新造船舶的能效管理和优化应用。非机理模型 RF 预测精度的表现较佳,但内部结构为黑箱模型,其运行机制缺乏物理模型解释。且该模型对历史营运数据的要求较高,适用于历史营运数据量较多且数据质量较高的船舶。半机理模型 RF 则是二者耦合的产物,既有较为明显的物理模型知识结构,同时具备较好的数据拟合性能,尽管其在测试集的预估表现仍逊色于非机理模型 RF,但二者的差距较小,适用于拥有少量历史营运数据的船舶进行模型构建。

尽管随机森林算法在2种模型的预估准确性较

高,但其算法本身的物理解释性上仍存在不足。尤其是非机理模型 RF,这严格限制该类模型在船舶能效优化领域的广泛应用。半机理模型 RF 在一定程度上能解决模型物理解释性较弱的问题,但模型的预估性能并未超越非机理模型 RF。后续的研究中将优化半机理模型 RF 的结构以及超参数或引入新的特征变量以提高模型性能,并引入 LIME 和 SHAP 等可解释性更强的机器学习算法以提高模型的可信度。

此外,受限于时间与精力,本文基于构建的机理模型 SNNM、非机理模型 RF 和半机理模型 RF,仅对一艘 VLCC 船舶进行案例研究验证。后续研究将拓展船型的范围,以评估和验证模型方法的泛化能力,进而将构建模型应用于航线优化、纵倾优化以及航速优化等领域。

参 考 文 献

- [1] TZORTZIS G, SAKALIS G. A dynamic ship speed optimization method with time horizon segmentation [J]. Ocean Engineering, 2021, 226: 1-14.
- [2] XIA Z C, GUO Z J, W W Y, 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: 1-13.
- [3] YAN R, WANG S A, DU Y Q. Development of a two-stage ship fuel consumption prediction and reduction model for a dry bulk ship [J]. Transportation Research

- Part E: Logistics and Transportation Review, 2020, 138: 1-22.
- [4] WANG H L, LANG X, MAO W A. Voyage optimization combining genetic algorithm and dynamic programming for fuel/emissions reduction [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2021, 90: 1-19.
- [5] TASKAR B, SASMAL K, YIEW L J. A case study for the assessment of fuel savings using speed optimization [J]. Ocean Engineering, 2023, 274: 1-11.
- [6] YUAN Z, LIU J, LIU Y, et al. Fitting analysis of inland ship fuel consumption considering navigation status and environmental factors [J]. IEEE Access, 2020, 8: 187441-187454.
- [7] 冯倩菲, 王玉平. 考虑排放限制与航次成本的航速优化问题 [J]. 中国航海, 2023, 46(2): 82-89.
FENG Q F, WANG Y P. Ship speed optimization for minimum sulfur dioxide emissions and fuel costs [J]. Navigation of China, 2023, 46(2): 82-89. (in Chinese)
- [8] 甘浪雄, 卢天赋, 郑元洲, 等. 定航线下考虑 ECA 的船舶航速多目标优化模型 [J]. 中国航海, 2020, 43(3): 15-19.
GAN L X, LU T F, ZHENG Y Z, et al. Multi-objective optimization model of ship speed control for a route passing through ECA [J]. Navigation of China, 2020, 43(3): 15-9. (in Chinese)
- [9] 李振福, 石雨萌, 彭世杰. 全球限硫令下集装箱班轮燃油补给策略与航速优化 [J]. 中国航海, 2024, 47(2): 101-110.
LI Z F, SHI Y M, PENG S J. Fuel replenishment strategy and speed optimization of container liner under global sulfur restriction [J]. Navigation of China, 2024, 47(2): 101-110. (in Chinese)
- [10] 王凯, 王中一, 黄连忠, 等. 基于大数据及人工智能的船舶能效智能优化研究综述 [J]. 中国航海, 2023, 46(1): 155-162.
WANG K, WANG Z Y, HUANG L Z, et al. Advances in intelligent ship energy efficiency optimization with big data and AI [J]. Navigation of China, 2023, 46(1): 155-162. (in Chinese)
- [11] 钟铭, 宋子豪, 江伟祺. 不同碳减排政策下的班轮航线配船与航速优化 [J]. 中国航海, 2024, 47(2): 111-119.
ZHONG M, SONG Z H, JIANG W Q. Fleet deployment and speed optimization of liners under different carbon emission reduction policies [J]. Navigation of China, 2024, 47(2): 111-9. (in Chinese)
- [12] FANG A L, YANG J, YANG L, et al. A review of ship fuel consumption models [J]. Ocean Engineering, 2022, 264: 1-17.
- [13] BASSAM A M, PHILLIPS A B, TURNOCK S R, et al. Artificial neural network based prediction of ship speed under operating conditions for operational optimization [J]. Ocean Engineering, 2023, 278: 1-12.
- [14] MEGAWATI S, AISJAH A S, WIDJAJA S. Prediction of ship fuel consumption due to the effect of weather conditions: 2023 international seminar on intelligent technology and its applications (ISITIA) [C]. New York: IEEE, 2023.
- [15] BUI-DUY L, VU-THI-MINH N. Utilization of a deep learning-based fuel consumption model in choosing a liner shipping route for container ships in Asia [J]. The Asian Journal of Shipping and Logistics, 2021, 37(1): 1-11.
- [16] CEPOWSKI T, DROZD A. Measurement-based relationships between container ship operating parameters and fuel consumption [J]. Applied Energy, 2023, 347: 1-21.
- [17] GKEREKOS C, LAZAKIS I, THEOTOKATOS G. Machine learning models for predicting ship main engine fuel oil consumption: a comparative study [J]. Ocean Engineering, 2019, 188: 1-14.
- [18] YUAN Z, LIU J X, ZHANG Q, et al. Prediction and optimisation of fuel consumption for inland ships considering real-time status and environmental factors [J]. Ocean Engineering, 2021, 221: 1-13.
- [19] HU Z H, ZHOU T R, ZHEN R, et al. A two-step strategy for fuel consumption prediction and optimization of ocean-going ships [J]. Ocean Engineering, 2022, 249: 1-15.
- [20] HUU K D, ANH T D, DUC T H. A Real-time model using interpolation method and semi-empirical formulas to estimate fuel consumption for cargo ships: 2023 international conference on industrial engineering, applications and manufacturing (ICIEAM) [C]. New York: IEEE, 2023.
- [21] 李潇河. 基于数据融合与机器学习的远洋船舶航速优化研究 [D]. 哈尔滨工程大学, 2022.
Li X H. Research on speed optimization of ocean-going ships based on data fusion and machine learning [D]. Harbin Engineering University, 2022. (in Chinese)
- [22] CORADDU A, ONETO L, BALDI F, et al. Vessels fuel consumption forecast and trim optimisation: a data analytics perspective [J]. Ocean Engineering, 2017, 130: 351-370.
- [23] YIN Y W, LEE L J S, KHOI T N. Emission accounting of shipping activities in the era of big data [J].

- International Journal of ShippingTransport Logistics, 2021, 13(1-2): 156-184.
- [24] XIAO Z Q, LEE L J S. Analysing exhaust emission of oil tanker vessels using big data in the port of Singapore [J]. International Journal of ShippingTransport Logistics, 2023, 16(3-4): 231-255.
- [25] HAN Y Y, MA W H, MA D F. Green maritime: an improved quantum genetic algorithm-based ship speed optimization method considering various emission reduction regulations and strategies [J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 385: 1-13.
- [26] YANG R, JIANG L, DU K, et al. Research and experimentation on energy management system for inland diesel-electric hybrid power ships: 2020 IEEE 8 th international conference on computer science and network technology (ICCSNT) [C]. New York: IEEE, 2020.
- [27] YING W, SUN B, SHEN A, et al. Speeding optimization considering the fuel consumption in the mooring period: 2018 5 th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI) [C]. New York: IEEE, 2018.
- [28] International Orgaization for Standardization. Ships and marine technology-Guidelines for the assessment of speed and power performance by analysis of speed trial data: ISO 15016: 2015 [S/OL]. [2022-03-31]. <https://www.rendoc.com/paper/336468000.html>.
- [29] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.
- [30] 管俊宇, 许劲松, 郁程. 基于数据融合的船舶油耗模型 [J]. 船舶工程, 2022, 44(11): 79-84.
- GUAN J Y, XU J S, YU C. Ship fuel consumption model based on data integration [J]. Ship Engineering, 2022, 44(11): 79-84. (in Chinese)