

文章编号:1000-4653(2025)04-0176-07

基于 XGBoost 模型的在航船舶油耗 预测与影响因素分析

常圣岱¹, 孙永刚¹, 于淳²

(1. 中国船级社 科创试验中心, 北京 100007;

2. 中国船级社 科技和信息处, 北京 100007)

摘要:为准确预测在航船舶油耗水平,分析油耗复杂多变影响因素,量化各因素影响程度,选取油船和散货船分别进行营运数据采集与预处理,建立一种基于极端梯度提升树(XGBoost)算法的船舶油耗预测模型,采用 XGBoost 内置增益方法(Gain)完成影响程度分析。结果表明,所提出的模型预测性能良好,两类船舶油耗预测模型的平均绝对百分比误差分别为 4.88%、3.92%;内部因素中,船速影响最大,权重分别为 0.671 和 0.429;外部因素中,风、浪等航运环境影响较大。

关键词:船舶油耗影响因素; 油耗预测; XGBoost

中图分类号:U676.3

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2025.04.020

Based on the XGBoost model: prediction of fuel consumption of underway ships and analysis of influencing factors

CHANG Shengdai¹, SUN Yonggang¹, YU Chun²

(1. Science & Technology Innovation and Test Center, China Classification Society, 100007, Beijing;

2. Technology & Information Department, China Classification Society, 100007, Beijing)

Abstract: To accurately predict the fuel consumption of in service ships, analyze the complex and variable influencing factors of fuel consumption, and quantify their respective impacts, this study selects tankers and bulk carriers for operational data collection and preprocessing. A fuel consumption prediction model based on the Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm is established, and factor importance is evaluated using the Gain method. The results demonstrate that the proposed model achieves strong computational and predictive performance, with mean absolute percentage errors of 4.88% and 3.92% for the tanker and bulk carrier models, respectively. Among internal factors, ship speed shows the greatest influence, with weights of 0.671 and 0.429 for the two vessel types. Regarding external factors, navigation environment conditions such as wind and waves also exhibit significant impacts.

Key words: ship fuel consumption influencing factors; fuel consumption prediction; XGBoost

航运业因其单位运价低、载货量大等优势,成为国际贸易的主要运输方式,但其能源需求主要依赖化石燃料,据国际海事组织(International Maritime Organization, IMO)第四次温室气体报告统计,航运业每年消耗约3亿吨重质燃油当量,化石燃料的消

耗对环境造成了不可逆转的破坏。其中,航运业对全球气候变暖的影响日益显著,据联合国贸易和发展会议(UN Trade and Development, UNCTAD)发布的《2023年海运回顾》数据显示,航运业碳排放约占全球3%^[1-2],温室气体净零排放已成为近年来航运

收稿日期:2024-05-24

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFB4300801)资助

第一作者:常圣岱(1992—),男,工程师,研究方向为船舶能效与温室气体排放评估技术。E-mail:sdchang@ccs.org.cn

通信作者:于淳(1984—),男,高级工程师,研究方向为船舶能效与温室气体评估技术。E-mail:cyu@ccs.org.cn

引用格式:常圣岱,孙永刚,于淳.基于 XGBoost 模型的在航船舶油耗预测与影响因素分析[J].中国航海,2025,48(4):176-182.

CHANG S D, SUN Y G, YU C. Based on the XGBoost model: prediction of fuel consumption of underway ships and analysis of influencing factors[J]. Navigation of China, 2025, 48(4): 176-182. (in Chinese)

业和研究学者共同追求的目标。燃油消耗作为碳排放的直接原因,对其管控已成为减污降碳工作的重中之重。而对航运业而言,燃油消耗管控不仅是船舶营运的主要组成部分,更是航运公司实现减污降碳目标的重要手段^[3-4]。因此,航运业应准确识别船舶油耗影响因素,并对其进行量化,进一步预先采取针对性措施,实现节能减排,提高经济、环境与社会效益^[5]。

目前,针对船舶油耗预测及影响因素分析的主流方法主要包括构建机理模型和数据模型两类^[6]。机理模型的核心思想是通过物理机理阐明油耗,从根本上解释油耗;该模型虽然从机理角度揭示油耗的本质,但计算复杂、易受通航环境的影响等问题,导致其难以大范围推广应用。孙星等^[7]考虑通航环境影响,针对内河船舶主机,构建了船舶营运能效模型,定量分析了通航环境对船舶营运能效的影响,但该模型无法量化多种复杂条件的影响。范爱龙等^[8]通过装设油耗仪等传感器,获取船舶实际运营油耗数据,并进一步得到了主机实际燃油消耗,但该方法难以量化复杂多变的通航环境对油耗预测产生的影响。

而数据模型的核心思想是数据驱动。首先,通过测量手段获取船舶营运特征数据及通航环境数据。然后,基于机器学习算法对大量历史数据训练。最后,建立油耗预测模型。由于,数据模型以大量的实船数据为基础,因此通常较机理模型具有更高的准确性^[9]。韩沛秀等^[10]提出一种梯度提升联合个性化联邦学习预测方法,通过 20 艘异构船舶实际运营油耗数据测试,证明该方法预测效果优于机理模型,同时对船舶节能减排具有指导意义。张雨^[11]构建了一种基于 LASSO 算法的船舶日油耗预测模型,经与传统预测方法如岭回归、最小二乘法、人工神经网络等对比验证,结合机理模型的固有局限性,证明该模型预测效果同样优于机理模型。

综上所述,机理模型虽然能揭示船舶油耗本质,解释性强,但难以准确量化通航环境因素的影响,而数据模型因对复杂多变的通航环境拟合与预测能力更强,所以更适用于在航船舶油耗分析应用^[12]。在随机森林、支持向量机、神经网络、层次聚类等众多机器学习算法中,极端梯度提升树(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)具有预测性能优,大规模船舶营运特征数据处理能力强,可提供特征重要性评估等优势^[13],能够很好地适配本研究关注的问题需求。此外,根据 IMO 第四次温室气体报告测算,船舶在航期间燃油消耗量占总消耗量的 80% 左右。因此,

为简化模型,提升研究针对性,本文以油船和散货船为研究对象,基于其营运特征数据构建 XGBoost 船舶在航油耗预测模型,并进一步采用 Gain 法量化通航环境对油耗预测的影响。本研究成果可为航运公司识别、量化船舶油耗影响因素、制定油耗优化策略提供指导。

本研究其余章节内容如下:第 1 节介绍船舶油耗及特征数据采集过程,并进一步通过预处理阶段,得到可靠的船舶营运数据;第 2 节构建基于 XGBoost 算法的船舶在航油耗预测模型,同时确立影响因素的分析方法;第 3 节基于所建模型开展油耗预测工作,并对预测结果进行深度分析;第 4 节总结研究工作与核心结论。

1 船舶油耗及特征数据采集与预处理

1.1 船舶能效数据自动采集系统

本研究通过构建数据模型开展船舶在航油耗预测工作。首先,采集船舶燃油消耗和航行条件的相关数据,并将其分为以下 3 类:

- 1) 静态数据。主要包括船型、载重吨、总吨、型宽、垂线间长、设计吃水等船舶基本尺度参数;主机型号、标定功率、标定转速等主机参数。
- 2) 船舶在航实时数据。主要包括航速、航向、经度、纬度、船艏吃水、船舶吃水、船舯吃水、燃油消耗量等参数。
- 3) 通航环境实时数据。主要包括流速、水流方向、风速、风向、浪高、浪周期、涌浪高、涌浪周期等参数。

结合数据需求,本文所采用的船舶能效数据自动采集系统,如图 1 所示。主要包括 3 大部分:监控终端系统、通信终端系统、数据处理系统。

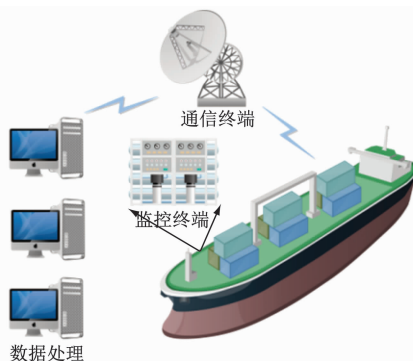


图 1 船舶能效数据自动采集系统结构

Fig. 1 Architecture of ship energy efficiency monitoring system

监控终端系统。该系统主要承担“多源数据实时采集”的功能,为后续数据模型的构建提供高质量数据输入。系统通过两类核心设备实现数据采

集:利用全球定位系统(GPS)、轴功率仪、燃油流量计等设备采集航速、经度、纬度、输出功率和转矩等船舶在航实时数据;利用风速风向传感器、流速传感器、测深仪等设备采集风速、风向、水流速度等通航环境实时数据。

通信终端系统。该系统主要承担多源数据的整合与远程传输功能:综合处理终端负责处理各类监控终端采集的信息,首先从各类监控终端的显示终端取出信号并输入集线器,该集线器实现一个通信终端对多个监控终端的管理;数据汇集后统一打包至通用分组无线服务技术(GPRS)终端,最终由GPRS终端利用GPRS技术,将船舶在航实时数据与通航环境实时数据发送至岸端。

数据处理系统。该系统主要承担“数据接收和处理”的功能。岸端建有综合信息服务平台,平台可接收通信终端系统传输的数据,同时还可以对接收的船舶在航实时数据和通航环境实时数据进行处理、分析,并进一步生成标准化数据成果,供数据模型构建使用,满足油耗预测与影响因素分析研究的需求。

1.2 数据采集

本研究通过监控终端系统,分别采集9艘30万吨级远洋油船和6艘40万吨级散货船两类船舶的“船舶在航实时数据”与“通航环境实时数据”;采集时间跨度为2022年3月31日至2023年7月17

日,最终获取原始数据量分别为1 194 751、589 487条。数据包括上述所介绍的静态数据:船型、载重吨、主机型号等;船舶在航实时数据:船速、船尾吃水、船首吃水、船中吃水、燃油消耗量等;通航环境实时数据:水流速度、水风速、浪高等三大类数据参数。部分原始数据如表1所示,关键参数说明如下。

1) 数据采集周期:指监控终端系统从数据源采集数据的时间间隔,本文数据采集周期统一为5分钟,即监控终端系统每5分钟采集一次数据。

2) 燃油消耗量:即油耗,由燃油流量计测得。本研究中油耗指每5分钟的燃油消耗量,单位为t fuel/5 mins(吨燃油/5分钟)。

3) 航速:依托计程仪实时测量,具体指船舶在航期间单位时间内所航行的里程,单位为kn(节,1节=1海里/小时)。

4) 航向:通过GPS系统采集,本研究中特指“航迹向”,而非“船首向”,单位为($^{\circ}$)(度)。“航迹向”指船舶在航期间实际航行的朝向,该参数能直观反映风、水流等自然环境因素对船舶航行的影响。

5) 平均吃水:当船舶处在纵倾/横倾状态时,如果此时排水体积与正浮状态下的排水体积相等,那此时对应的吃水即为平均吃水,单位为m(米)。

6) 流速。指水流速度,单位为m/s(米/秒)。数值有正负之分,正值表示顺流航行,负值表示逆流航行。

表1 部分船舶数据展示
Tab.1 Partial ship data display

采集时间	油耗 (t/5 min)	纬度/ $^{\circ}$	经度/ $^{\circ}$	航速/ kn	航向/ ($^{\circ}$)	平均吃水 /m	...	流速/ (m/s)	流向	气压/Pa	气温/ $^{\circ}\text{C}$
2022-4-8 9:04	0.098	35.100	119.485	14.05	84.9	9.424 25	...	0.04	63.86	101 087.47	19.21
2022-4-8 9:09	0.098	35.102	119.507	13.89	84.9	9.415 75	...	0.08	34.88	101 115.66	16.04
2022-4-8 9:14	0.096	35.104	119.529	13.63	83.8	9.421 75	...	0.08	32.08	101 116.97	15.96
2022-4-8 9:19	0.098	35.106	119.551	13.43	83.8	9.421 75	...	0.07	28.89	101 118.41	15.86
2022-4-8 9:24	0.093	35.108	119.573	13.13	83.3	9.409 5	...	0.07	25.43	101 119.92	15.76
2022-4-8 9:29	0.097	35.110	119.594	13.07	82.8	9.41	...	0.07	21.77	101 121.48	15.65
2022-4-8 9:34	0.094	35.113	119.614	12.75	84.1	9.407 5	...	0.07	17.99	101 123.04	15.54
2022-4-8 9:39	0.096	35.115	119.634	12.11	84.9	9.414 25	...	0.07	14.14	101 124.57	15.43
2022-4-8 9:44	0.098	35.116	119.653	11.8	85.9	9.405 25	...	0.07	10.19	101 126.08	15.33

1.3 数据处理

鉴于原始数据集规模庞大,为提升分析效率与准确性,本研究首先从以下5个角度对数据进行预处理:

1) 去除无效数据:监控终端系统工作过程中,

偶尔会出现失效或停止工作的情况,导致部分参数缺失,因此将所有无效数据从原始数据集中剔除。

2) 去除零点数据:本文聚焦量化船舶在航阶段营运能效指标随通航环境的变化规律,因此将所有零点数据从原始数据集中剔除。

3) 缺失值处理:考虑原始数据集总量庞大,拥有充分的有效样本,为避免通过拟合等方式填补缺失值破坏原始数据的真实性,本研究将包含缺失值的样本直接删除。

4) 数据归一化:不同类别数据的量纲存在差异,本研究采用最大最小值归一化方法,消除量纲对后续分析的影响。

5) 相关参数整合:船舶吃水、船艏吃水、船舯左侧吃水与船舯右侧吃水 4 个指标分别从四个角度表征“船舶吃水”这一参数,为简化数据处理流程,本研究选取艏吃水、舯吃水的均值作为“船舶平均吃水”,用“船舶平均吃水”表征“船舶吃水”这一关键参数;同时,还通过船舯吃水减去船舯吃水计算纵倾,通过船舯左侧吃水减去船舯右侧吃水计算横倾,将高度相关的参数进行整合。

完成上述预处理后,油船和散货船分别获得 345 541、267 791 条有效样本。由图 2 可见,与预处理前相比,船舶在航时船舶营运特征实时数据随航速的变化规律更明显,数据分布也更集中,这也充分说明数据预处理的必要性。

2 船舶油耗预测模型与影响因素分析

2.1 基于 XGBoost 算法的油耗预测模型

XGBoost 是一种大规模并行的 Boosted Tree 算法,作为性能最优的开源 Boosted Tree 工具包之一,它在梯度提升决策树 (GBDT) 基础上改进,引入正则化项并支持并行计算,在分类与回归问题中表现优异,广泛应用于工业界及能耗预测等领域。

XGBoost 遵循梯度提升框架,如式(1)~(4)所示。其通过集成多个弱学习器提升性能:每轮迭代计算损失函数负梯度,训练新弱学习器拟合此负梯度,沿损失最快下降方向修正模型;多轮迭代增强预测能力后,累加所有弱学习器结果并乘以学习率,输出模型对样本的最终预测,计算公式如式(5)所示。

$$y_{i,0} = 0 \quad (1)$$

$$y_{i,1} = f_1(x_i) = y_{i,0} + f_1(x_i) \quad (2)$$

$$y_{i,2} = f_1(x_i) + f_2(x_i) = y_{i,1} + f_2(x_i) \quad (3)$$

$$y_{i,t} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = y_{i,t-1} + f_t(x_i) \quad (4)$$

$$y_i = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) \quad (5)$$

式(1)~(5)中, $y_{i,t}$ 表示样本 i 在当前模型的预测值; x_i 为样本 i 的特征值; $y_{i,t-1}$ 表示前一个模型的预测值; $f_t(x_i)$ 表示样本 i 在第 t 棵树的预测值; k 为模型中树的数量。

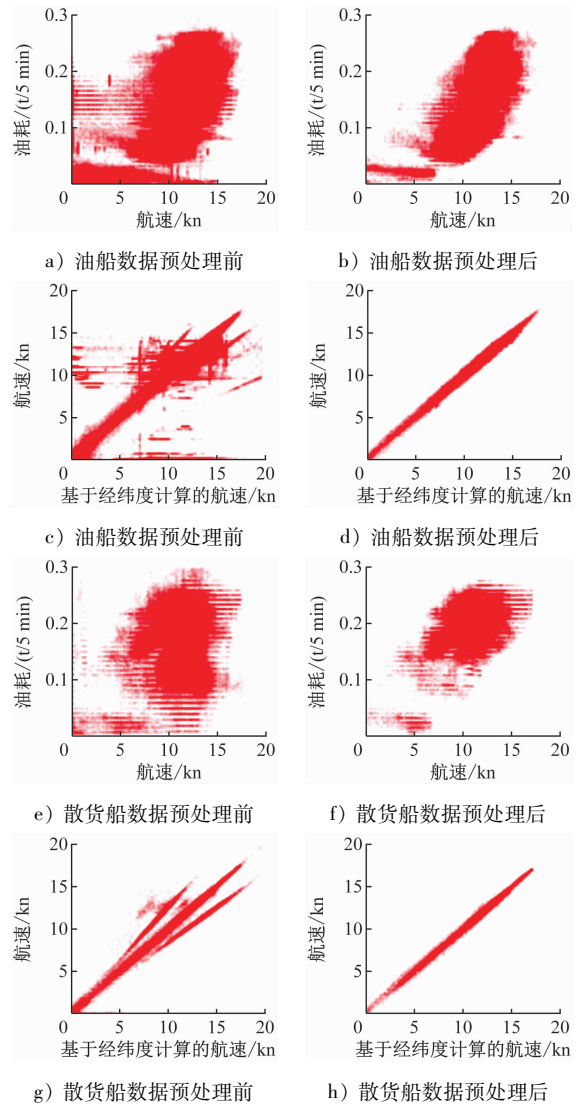


图 2 预处理前后数据对比

Fig. 2 Comparison of data before and after preprocessing

为保证预测结果的准确性,需要对树结构进行优化避免过拟合或结构冗余,为此引入目标函数用于筛选最优树结构,具体见式(6)。该目标函数构成主体包含两大核心部分:一是模型误差项,计算样本真实值与预测值的差异;二是正则项,即结构误差,限制树的复杂度,防止过拟合。

$$O(\theta) = L(\theta) + \Omega(\theta) = \sum_{i=1}^N L(y_i, y_{i,t}) + \sum_{k=1}^k \Omega(f_k) \quad (6)$$

式(6)中, $O(\theta)$ 表示 XGBoost 的目标函数; $L(\theta)$ 、 $\sum_{i=1}^N L(y_i, y_{i,t})$ 表示模型误差项; $\Omega(\theta)$ 、 $\sum_{k=1}^k \Omega(f_k)$ 表示结构误差项; n 为训练数据的数量。将式(4)代入式(6),目标函数可转换为如式(7)所示的形式。

$$O_t = \sum_{i=1}^N L(y_i, y_{i,t-1} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) + \sum_{k=1}^{k-1} \Omega(f_k) \quad (7)$$

式(7)中, $\sum_{i=1}^N L(y_i, y_{i,t-1} + f_i(x_i))$ 表示训练模型的损失函数,用以表征模型的拟合程度; $\Omega(f_k)$ 表示第 k 棵树的复杂度,用于对模型进行正则化处理。

为进一步说明目标函数在迭代过程中的具体形态,第 t 轮迭代的总误差包含以下几部分:第 t 棵树 n 个样本的预测误差总和、该树和前 $t-1$ 棵树的正则化结构误差,由于前 $t-1$ 棵树的结构已固定,所以最后一部分误差为常数项。

2.2 模型评价

为更直观且量化地评估模型,本研究选取平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和拟合优度(R^2)4个评价指标来进行模型的性能评估,计算公式如式(8)~(11)所示。

$$S_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

$$S_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

$$S_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

$$\begin{cases} E_{SSE} = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ E_{SST} = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \\ R^2 = 1 - \frac{E_{SSE}}{E_{SST}} \end{cases} \quad (11)$$

式(8)~式(11)中, S_{MAE} 表示模型的MAE值; S_{RMSE} 表示模型的RMSE值; S_{MAPE} 表示模型的MAPE值; R^2 为拟合优度值,其值越接近1表示模型对样本的拟合程度越好; y_i 为实际油耗; \hat{y}_i 为预测油耗; \bar{y} 为实际油耗平均值; N 为样本个数; E_{SSE} 为误差平方和值; E_{SST} 为总平方和值。

2.3 影响因素重要性

船舶在航时,其油耗由于复杂通航环境的影响而处于波动状态。为了识别油耗模型的关键因素,本文采用XGBoost算法中常用的Gain指标进行影响因素重要性分析。Gain衡量某个特征在模型所有树中用于节点分裂时的累计损失负增益/增益量累计总和,反映其作为分裂节点的有效性:累计增益越高,对改进预测的贡献越大,重要性越高。较为常用的计算公式如式(12)所示。

$$G = \frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{(G_L + G_R)}{H_L + H_R + \lambda} - \gamma \quad (12)$$

式(12)中, G 为总增益; L 、 R 分别表示左、右子树,

G_L 、 G_R 分别为左、右子树增益; H_L 、 H_R 分别为左、右子树反馈; λ 为正则化项系数; γ 表示负增益节点。

3 结果与讨论

3.1 模型训练及参数

基于采集到的油船和散货船数据集,本研究分别训练上述两类船舶的油耗预测XGBoost模型:选取航速、航向、平均吃水、横倾、纵倾、风向、风速、浪高、浪周期、浪向、涌浪高、涌浪周期、涌浪向、流速、流向、气压、温度共17个船舶营运能效相关参数作为模型输入,以每5分钟的油耗作为模型输出。模型主要参数,如表2所示。

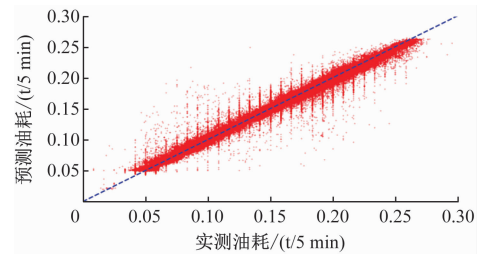
表2 XGBoost油耗预测模型主要参数

Tab.2 Main parameters of XGBoost fuel consumption prediction model

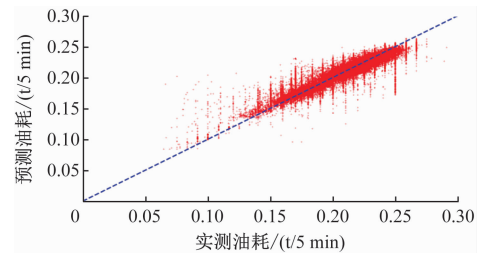
模型	树的数目	学习率	训练集抽样比例	树的最大深度	叶子节点最小样本数
油船	200	0.05	0.8	17	6
散货船	512	0.05	0.8	17	6

3.2 预测结果

油船与散货船油耗预测模型的预测油耗($t/5$ min)与实测油耗($t/5$ min)对比如图3所示。



(a) 油船



(b) 散货船

图3 模型预测结果

Fig.3 Model prediction results

模型评价指标结果如图4所示。

从模型评价指标上看,油船油耗预测模型的 S_{MAE} 、 S_{RMSE} 、 S_{MAPE} 、 R^2 分别为 0.006、0.009 508、4.88%、0.973;散货船油耗预测模型对应指标值分别为 0.007 088、0.010 4、3.92%、0.873。各项指标

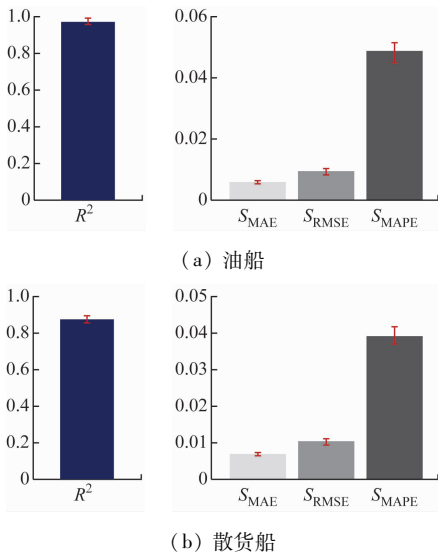


图4 模型评价指标

Fig. 4 Model evaluation indicators

值表明,两类船型的油耗预测模型均具有良好的性能:模型 S_{MAE} 、 S_{RMSE} 数值较小, S_{MAPE} 低于 5%, 且 R^2 分别达 0.973 和 0.873 接近 1, 说明预测值与实测值偏差小、拟合程度高。

单船油耗预测结果如图 5 所示。以其中任意一艘船为例, 其预测油耗与实测油耗的相对误差均在 3% 以内。这表明, 在模型无明显系统性偏差的条件下, 当对大量样本的预测油耗进行汇总时, 单个样本的正负随机误差会相互抵消, 从而使得单船的油耗预测比单个样本的预测更为准确。因此, 样本量越多, 单船油耗预测精度通常也越高。

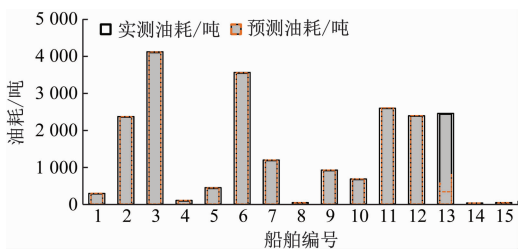


图5 单船油耗验证

Fig. 5 Single ship fuel consumption verification

3.3 船舶油耗影响因素权重分析

本研究基于油耗预测模型, 量化了不同因素对油耗的影响程度。油船和散货船两类船舶的油耗影响因素重要程度分析结果, 如图 6 所示。

由图 6 可知, 航速对在航船舶油耗的影响最大, 油船和散货船的重要度分别为 0.671 和 0.429。航速的变化与螺旋桨的轴系功率、发动机的输出功率直接相关。因此, 航速对油耗的重要度最高, 通过航速优化可直接降低船舶油耗。

在通航环境影响因素中, 风、浪对油船和散货船

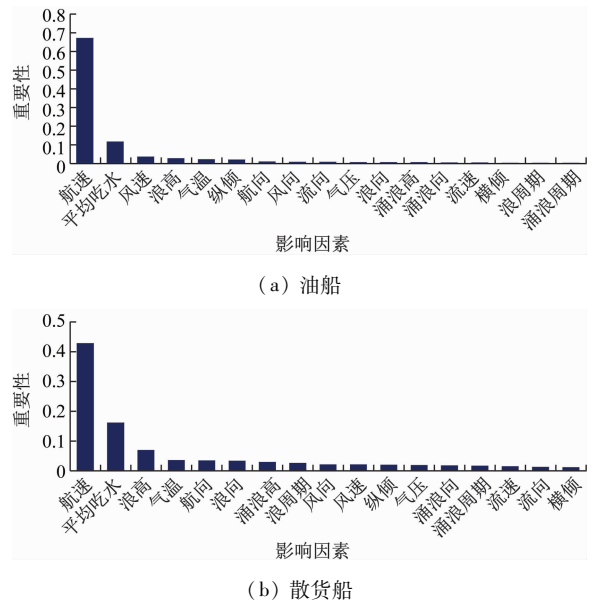


图6 船舶油耗影响因素重要性

Fig. 6 Importance of actors influencing ship fuel consumption

油耗的影响比较显著。这是因为在航行过程中, 风、浪会显著增大船舶航行阻力, 在导致航速损失的同时, 也大幅提高了油耗。此外, 通航环境变化还会对船舶微电网造成冲击, 引发源荷不平衡问题, 这是在船舶能量管理中必须考虑的重要因素。

除了风、浪, 航向的选择也直接关系到船舶的航行阻力。顺流航行时, 船舶可利用水流助力, 减少油耗; 反之, 则会增大油耗。

4 结论

针对如何预测船舶油耗并量化各油耗影响因素的重要程度, 本研究基于 XGBoost 算法构建船舶油耗预测模型, 并应用 Gain 方法进行影响因素量化分析, 得到结论如下:

1) 基于 XGBoost 算法分别构建了油船和散货船两类船舶的油耗预测模型, 油船油耗预测模型评价指标 S_{MAE} 、 S_{RMSE} 、 S_{MAPE} 、 R^2 分别为 0.006 000、0.009 508、4.88%、0.973; 散货船油耗预测模型对应指标值分别为 0.007 088、0.010 400、3.92%、0.873, 表明本研究所构建的两类船舶的油耗预测模型具有较高的性能, 可为航运公司准确监测和预测船舶油耗提供有效工具。

2) 影响因素重要度分析表明: 在船舶自身因素中, 航速对油耗的影响最大, 对油船和散货船的重要度分别为 0.671 和 0.429; 在通航环境因素中, 风、浪的影响最为显著, 该结论为后续航速优化、船舶设计与改造等研究提供了指导。

3) 基于上述成果, 未来的油耗预测研究可从两

方面着手:一是改进优化算法,以减少求解时间并提升求解质量,从而更高效地获取最佳航速^[14-15];二是发展基于利用风、浪原理的能效技术,如风力助推、气膜减阻等,这些技术有望在未来远洋船舶的能效解决方案中扮演重要角色。

参 考 文 献

- [1] UNCTAD, Review of maritime transport 2023. UNCTAD, <https://unctad.org/publication/review-maritime-transport-2023>.
- [2] EVANGELOS P, JAMES G, SOCRATES K, et al. Deep decarbonisation pathways of the energy system in times of unprecedented uncertainty in the energy sector [J]. *Energy Policy*, 2023, 180.
- [3] 方斯顿,王鸿东,张军军. 船舶大容量储能系统应用研究综述[J]. *中国舰船研究*, 2022, 17(6): 22-35. FANG S D, WANG H D, ZHANG J J. A review of shipboard large-scale energy storage systems [J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2022, 17(6): 22-35. (in Chinese)
- [4] 袁裕鹏,王康豫,尹奇志,等. 船舶航速优化综述[J]. *交通运输工程学报*, 2020, 20(6): 18-34. YUAN Y P, WANG K Y, YIN Q Z, et al. Review on ship speed optimization [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2020, 20(6): 18-34. (in Chinese)
- [5] 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)
- [6] 王建行. 基于多模型融合的船舶能耗预测方法研究[D]. 大连:大连海事大学, 2023. WANG J X. Research on prediction method of ship energy consumption based on multi-model fusion [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2023. (in Chinese)
- [7] 孙星,严新平,尹奇志,等. 考虑通航环境要素的内河船舶主机营运能效模型[J]. *武汉理工大学学报(交通科学与工程版)*, 2015, 39(2): 264-267. SUN X, YAN X P, YIN Q Z, et al. Modeling of main engine operational energy efficiency for an inland waterway ship with the consideration of navigation environment [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, 2015, 39(2): 264-267. (in Chinese)
- [8] 范爱龙,严新平,尹奇志,等. 船舶主机能效模型[J]. *交通运输工程学报*, 2015, 15(4): 69-76. FAN A L, YAN X P, YIN Q Z, et al. Energy efficiency model of marine main engine [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2015, 15(4): 69-76. (in Chinese)
- [9] 石慧,张彦,袁成清,等. 内河船舶绿色化评估体系及评估方法研究[J]. *中国航海*, 2024, 47(1): 131-138. SHI H, ZHANG Y, YUAN C Q, et al. On assessment system for examining inland ship greenization level and its application [J]. *Navigation of China*, 2024, 47(1): 131-138. (in Chinese)
- [10] 韩沛秀,孙卓,刘忠波,等. 基于个性化联邦学习的异构船舶航行油耗预测[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(1): 182-196. HAN P X, SUN Z, LIU Z B, et al. Heterogeneous ship fuel oil consumption prediction at sea based on personalized federated learning [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(1): 182-196. (in Chinese)
- [11] 张雨. 基于 LASSO 的船舶日油耗预测研究[J]. *中国航海*, 2022, 45(4): 129-132. ZHANG Y. Prediction of daily fuel consumption of ship based on LASSO [J]. *Navigation of China*, 2022, 45(4): 129-132. (in Chinese)
- [12] 欧昌奎,谢磊,查天奇,等. 基于深度强化学习和历史轨迹的船舶路径规划[J]. *中国航海*, 2024, 47(1): 36-44. OU C K, XIE L, CHA T Q, et al. Ship path planning based on deep reinforcement learning and historical trajectories [J]. *Navigation of China*, 2024, 47(1): 36-44. (in Chinese)
- [13] 周寅正,陈俐. 基于模型预测控制的双机组混合动力船舶能量管理研究[J/OL]. *中国舰船研究*, 2024, 19(增刊1): 74-83. ZHOU Y Z, CHEN L. Study on energy management of dual-diesel generator sets hybrid power ships based on model predictive control [J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2024, 19(Suppl. 1): 74-83. (in Chinese)
- [14] 童亮,陈雪梅,郑朋飞. 基于信息粒化与支持向量回归机的内河船舶油耗预测[J]. *航海工程*, 2021, 50(6): 25-30. TONG L, CHEN X M, ZHENG P F. Fuel consumption prediction of inland watercraft based on information granulation and support vector regression [J]. *Ship & Ocean Engineering*, 2021, 50(6): 25-30. (in Chinese)
- [15] 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:哈尔滨工程大学, 2022. LI X H. Research on speed optimization of oceangoing ships based on data fusion and machine learning [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2022. (in Chinese)