

基于航行观测数据的船舶油耗智能 预测方法比较研究

陈辰^{1,2*}, 刘兆东¹, 何广华³, 干伟东⁴, 彭耀武¹, 刘文韬¹

(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. 哈尔滨工业大学(威海) 海洋工程学院, 山东 威海 264209;

4. 交通运输部天津水运工程科学研究所, 天津 300000)

摘要: 船舶燃油消耗预测在船舶航行决策和能效智能评估中起着至关重要的作用,对未来的海上自主水面船舶(MASS)而言更是如此。研究基于某全球航线 28 000DWT 散货船上的船舶实测数据采集系统,采集、分析了该船 2010 年至 2016 年在不同海域、不同装载状态、不同气象海况影响下的船舶航速、航向、船舶摇荡、主机转速、气象海况等船舶航行相关数据。然后,以实时波高、波向、航速、风速、纵摇角度、主机功率和主机转速为输入,构建了基于 LightGBM 算法的船舶油耗预测模型。最后,将模型预测结果与支持向量回归模型(SVR),长短期记忆网络(LSTM),门控循环单元(GRU),人工神经网络(ANN),极端梯度提升(XGBoost)等机器学习模型进行比较,其中 LightGBM 预测模型均方根误差(RMSE)降低 7.26%,平均绝对误差(MAE)至少降低 2.62%,决定系数 R^2 提高 0.23%,模型运行时间缩短 73.76%。此外,根据船舶实际装载状况,将以上航行数据分为 4 组,进一步验证了所构建 LightGBM 模型在船舶油耗预测中的泛化应用能力。结果表明,文章所提出的 LightGBM 模型可用于预测船舶燃料消耗,同时兼顾准确性和运行效率,这有助于为同类型船舶选择最优船舶油耗预测方法提供参考。

关键词: 船舶油耗预测; 机器学习; 航行观测数据; LightGBM

中图分类号:U676.3

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.014

A comparative study of intelligent methods for predicting ship fuel consumption using navigation monitoring data

CHEN Chen^{1,2*}, LIU Zhaodong¹, HE Guanghua³, GAN Weidong⁴, PENG Yaowu¹, LIU Wentao¹

(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. School of Ocean Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai, Weihai 264209, China;

4. Tianjin Research Institute for Water Transport Engineer, M. O. T, Tianjin 300000, China)

Abstract: Ship fuel consumption prediction plays a crucial role in navigation decision-making and the intelligent evaluation of energy efficiency, particularly for future Marine Autonomous Surface Ships (MASS). This study leverages an onboard measurement and data acquisition system installed on a 28,000 DWT bulk carrier operating on global routes. With the system, navigation-related data from 2010 to 2016 across different sea areas, loading conditions, and meteorological and

收稿日期:2025-02-23

基金项目:国家重点研发计划(2022YFC3302703);国家自然科学基金项目(52201416);湖北省自然科学基金项目(2023AFD099)资助

作者简介:陈辰(1988—),男,特岗教授,博士,研究方向为船舶气象导航、绿色智能船舶、水上交通运输安全与环境保护。*通信作者:

cc198895@hotmail.com

引用格式:陈辰,刘兆东,何广华,等. 基于航行观测数据的船舶油耗智能预测方法比较研究[J]. 中国航海,2026,49(1):135-143.

CHEN C, LIU Z D, HE G H, et al. A comparative study of intelligent methods for predicting ship fuel consumption using navigation monitoring data[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 135-143. (in Chinese)

sea states were collected and analyzed, including ship speed, course, sway, main engine speed, and environmental parameters. Using real-time inputs such as wave height, wave direction, speed, wind speed, pitch angle, main engine power, and main engine speed, a fuel consumption prediction model was developed based on the lightGBM algorithm. The performance of this model was compared with other machine learning approaches, including Support Vector Regression (SVR), Long Short-term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), Artificial Neural Network (ANN), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Results show that the proposed model achieves superior performance, with RMSE reduced by 7.26%, MAE reduced by at least 2.62%, R^2 increased by 0.23%, and runtime shortened by 73.76%. Furthermore, the navigation data was divided into four subsets based on actual loading conditions to further validate the generalization capability of the lightGBM model. The results indicate that the proposed LightGBM model provides an effective solution for predicting ship fuel consumption, striking a balance between accuracy and computation efficiency. This study also provides a valuable reference for selecting optimal fuel consumption prediction methods in comparable vessel types.

Key words: ship fuel consumption prediction; machine learning; navigation monitoring data; LightGBM

海上运输承担了80%以上的国际贸易量,是最重要的国际货物运输方式,但同时随着全球海上航运活动的增加,所产生的污染气体和温室气体也在不断增加^[1]。在国际海事组织(International Maritime Organization, IMO)2050战略和船舶排放控制法规出台等影响下,船舶油耗的排放控制和优化就显得至关重要。除了环境问题之外,运营成本也是航运业需要考虑的一个重要因素,燃油消耗通常占船舶总运营成本的50%或更多,对大型船舶来说,这一比例甚至高达75%左右^[2-3]。船舶油耗基于实时准确的船舶燃油消耗预测,可以优化和调整航速、航线等长短期运营规划,从而有效降低船舶油耗。因此,在保护全球环境和降低运营成本的双重视角下,基于准确的船舶航行油耗预测进而降低船舶航行油耗至关重要^[4]。

对于油耗预测,现有文献中尝试了多种方法和模型。当前,船舶油耗预测主要从以下两种方法进行研究:基于物理模型的船舶油耗预测方法和基于人工智能(Artificial Intelligence, AI)与大数据的船舶油耗预测方法。其中,基于物理模型的预测方法通过船舶螺旋桨发动机性能和船舶阻力模型来预测船舶油耗,但该方法工作量较大,计算速度慢,在外界环境变化或极端环境条件下,对船舶油耗预测准确率低。基于AI与大数据的船舶油耗预测方法是通过船舶油耗相关的航行数据、船舶运动数据、主机数据、气象海况等船舶大数据进行挖掘学习来预测不同船舶的油耗,该方法所建立的预测模型工作成本低,运行效率高,预测准确率高,泛化能力强,相比于基于物理模型的船舶油耗预测模型有很大优势。现在,许多学者利用AI和大数据不同的数据源,如航次报告、船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)数据以及水文气象和其他传感器数据来预测不同船舶的船舶油耗^[5]。MOREI-

RA等^[6]通过神经网络预测各种海况下的船舶航速和油耗。WANG等^[7]开发了一种基于LASSO的不同海况和天气条件下的船舶燃油消耗预测模型。YUAN等^[8]提出了一种双隐层反向传播神经网络(Double-layers Back Propagation Neural Network, DBPNN)来预测不同运行环境下的长江内河船舶燃油消耗,其中考虑了航行状态和环境因素,包括航速、风速、风向、流速、水位和发动机转速。ZHOU等^[9]提出了一种用于复杂海洋环境下船舶燃油消耗预测的自适应超参数调节模型。韩沛秀等^[10]基于CatBoost联合个性化联邦学习方法建立了船舶航行油耗预测模型,并结合实际船舶航行案例进行试验,相比其他模型,所提出的预测模型预测精度更高。吴桦等^[11]以一艘远洋船舶作为研究对象,对实际检测数据和气象数据进行分析和预处理,结合DNN算法和粒子群算法构建了船舶平均每海里的油耗预测模型。

周治国等^[12]基于LightGBM建立了船舶主机监测数据预测模型。YANG等^[13]基于XGboost和LightGBM算法建立船舶识别模型。朱晓晨等^[14]基于长江内河游轮实际运营数据,采用LightGBM算法建立了船舶航速预测模型。LightGBM已经应用于海事领域,但还未应用于船舶油耗预测。现有研究结果表明,LightGBM具有预测精度高、泛化能力强、计算速度快、占用内存小等优点^[15]。由此可见,LightGBM适合用来预测船舶油耗。

1 建模理论与方法

1.1 LightGBM

LightGBM由梯度增强决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)发展而来,是使用决策树学习器拟合梯度的监督学习算法。此外,还集成了“弱”基础学习器(树模型)的预测,通过一系列训练过程

实现“强”树模型^[16]。GBDT 有两个组成部分:梯度增强和决策树。梯度增强的基本公式如式(1)所示。

$$F(X) = \sum_{m=0}^M f_m(X) \quad (1)$$

在模型中, $f(x)$ 为基学习器, m 为迭代次数, M 为迭代总次数, $F(X)$ 为第 M 次迭代更新后的强学习器,决策树用于GBDT。梯度增强是基于模型将当前标签调整为原标签与预测值之间的当前迭代残差作为拟合目标的增强算法^[17]。该模型将损失函数设计为均方差损失 L , y_i 为实际值,如式(2)所示。

$$L = (y_i - F_{m-1}(x_i))^2 \quad (2)$$

具体过程是,以分类与回归树(Classification and Regression Tree, CART)作为基学习器,在每一轮迭代中,在前一个学习器基础上训练一个新的决策树,用来降低前一个学习器与目标值之间的残差,第 m 次迭代更新后的强学习器见式(3)。

$$F_m(X) = F_{m-1}(X) + f_m(X) \quad (3)$$

式中, $f_m(X)$ 为新训练的弱学习器。

以梯度下降的方法,使用损失函数的负梯度作为近似残差 \tilde{y}_i , $\partial_{F_{m-1}(x_i)}$ 表示对其求导,见式(4)。

$$\tilde{y}_i = -\partial_{F_{m-1}(x_i)} L(F_{m-1}(x_i), y_i) \quad (4)$$

采用平方差拟合后的 $f_m(X)$, n 为运算总次数, argmin 表示使目标函数 $f(x)$ 取最小值时的变量值,见式(5)。

$$f_m(X) = \operatorname{arg} \min_{f(x)} \sum_{i=1}^n (f(x_i) - \tilde{y}_i)^2 \quad (5)$$

LightGBM 使用基于直方图的算法,将连续特征值存入离散值“bin”,以加快训练过程并减少内存使用。其在训练前将特征值转换为“bin”,并使用“bin”对直方图进行索引,而不进行排序。分箱特性减少了内存需求,与使用精确分割的算法相比,LightGBM 的内存效率更高。基于直方图的方法可以很容易地并行化,现在多核系统上更快地训练时间^[18]。

大多数增强决策树学习算法都是使用按层(深度)生长策略,但是 LightGBM 在生长决策树时使用按叶子(最佳优先)生长策略。在每次分裂时,选择能够带来最大增益的叶子进行分裂。在同等分裂次数的情况下,显然按叶子生长能够把损失函数降低更多。

1.2 建模步骤

LightGBM 的船舶油耗预测模型建模步骤如下。

步骤一:数据采集

采集船舶多源能耗数据。需要在船上安装传感器来收集船舶航行状态数据和环境数据,包括油耗、

航速、风向、风速、波向、波速、波浪周期、主机转速、主机推力和船舶运动状态等数据。

步骤二:数据预处理

数据清洗。原始数据通常会由于船舶停靠和摇晃、数据传输延迟等原因而出现一些误差和异常。删除异常航行状态下所采集的数据,根据实际情况删除或插值处理正常航行状态下的异常数据^[19]。

数据归一化。由于多源数据源中各种数据的量纲不同会带来数据维数的问题,因此有必要对数据进行标准化。这在一定程度上可以削弱数据的波动性,降低模型训练的难度。如式(6)所示。

$$z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (6)$$

式中: z 为原始油耗数据归一化后的数据值, x 为原始油耗数据值, \bar{x} 为原始油耗数据的平均值, σ 为原始油耗数据的标准差。

步骤三:划分数据集

为了获得更合理的预测结果,标准化数据按照合适的比例分为训练数据集和测试数据集。训练数据集用于训练模型,测试数据集则被输入到油耗预测训练模型中。

步骤四:数据建模

不同的数据特征变量对船舶油耗的影响大小不同。因此,进行相关性分析,以识别数据集中的重要特征变量并删除不必要的数据特征。

根据相关性分析的结果,选择输入变量特征,并利用训练集数据训练 LightGBM 船舶油耗预测模型。其超参数设置通过寻优算法确定。以决定系数 R^2 最大为优化目标,以超参数组合 `n_estimators` 和 `learning_rate` 为优化变量^[20]。

2 基于 LightGBM 的船舶油耗预测模型验证

2.1 数据采集

本文选择一艘 28 000DWT 远洋散货船作为试验对象,船舶主要参数见表 1。试验船安装了船舶多源数据监测系统,如图 1 所示。该系统包括船舶惯性测量单元(NAV440)、船舶航行数据记录仪(Voyage Data Recorder, VDR)、船舶发动机数据参数记录器、气象计和波浪分析仪雷达,可实时采集船舶航速、航向、船位、主机转速、主机功率、风向、风速、波高、波浪周期、波向、船舶运动数据以及船舶油耗情况等数据。数据采集时间间隔为 10 分钟。选取船舶 2010 年至 2016 年 8 个全球航次的多源数据集来进行研究^[21]。原始数据量为 12 798 条。多源能

表 1 船舶主要参数
Tab. 1 Main parameters of ship

参数	数值
总长/m	160.4
型宽/m	27.2
吃水/m	9.5
排水量/t	28 280
设计航速/kn	14.0
主机型号	HITACHI MAN B&W6S50ME-B9.3

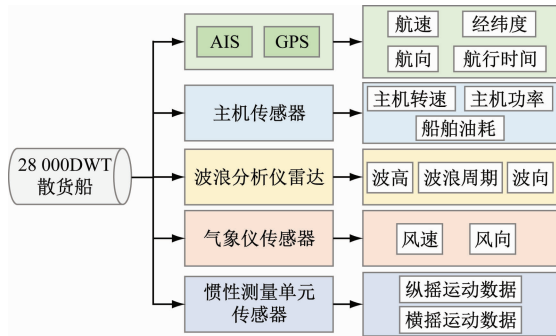


图 1 多源数据监测系统

Fig. 1 Multi-source data monitoring system

表 2 数据处理后的多源数据

Tab. 2 Multi-source data after data processing

航速/ kn	主机功率/ kW	风向/ (°)	风速/ (m/s)	主机转速/ (r/min)	纵摇角度/ (°)	横摇角度/ (°)	波高/ m	波浪周期/ s	波向/ (°)	油耗/ (L/h)
15.2	4 280	194	27.6	108	1.45	5.00	2.56	8.7	209	852
15.4	4 270	198	28.1	108	1.41	4.15	2.53	8.7	209	852
15.2	4 270	200	28.4	108	1.38	5.12	2.5	8.7	208	846
15.2	4 290	201	28.8	108	1.71	4.55	2.48	8.7	208	852
14.9	4 350	201	29.9	108	1.38	4.53	2.45	8.7	208	852
14.2	4 340	201	27.8	108	1.55	4.20	2.43	8.7	208	858
...

2.3 数据集划分

将预处理后的多源能耗数据集按照 7:3 的比例划分,70% 为油耗预测训练集,另外 30% 为油耗预测测试集。训练集和测试集的多源监测数据特征见表 3。所划分的船舶油耗预测训练集和测试集,两个集合中相同采集参数的平均值接近,关联性较强,因此划分数据集可用来进行预测。

2.4 数据建模

本文试验采用 Python 中的 Scikit-learn 库和 Py-

耗数据采集流程,如图 2 所示。

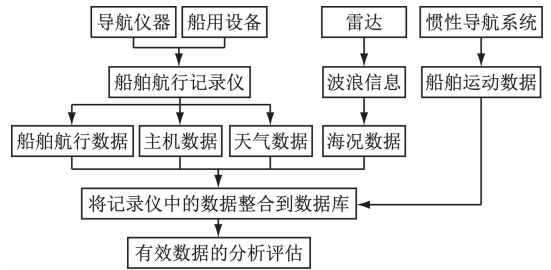


图 2 多源能耗数据采集流程

Fig. 2 Multi-source energy consumption data acquisition workflow

2.2 数据预处理

对采集的原始多源数据进行数据清洗。首先,删除明显错误数据,如航速为 0 kn/h、风波向数据超过 360°或其他明显错误数据。然后,对缺失数据和错误数据等异常值进行数据清洗,删除连续 50 min 及以上的缺失值,插值替换处理持续时间小于 50 min 的缺失值^[22]。经过数据预处理后,最终选取 10 226 条数据用于船舶油耗预测,数据清洗后的部分多源数据见表 2。最后按照式(6)对数据进行归一化。

Charm 软件对多源能耗数据集进行训练和测试。所建立的 LightGBM 油耗预测模型考虑了船舶航行时的气象海况,包括风速、风向、波高、波浪周期和波向,还考虑了影响船舶航行时的船舶动力因素,包括主机转速、主机功率和船舶油耗,另外也考虑了船舶运动因素的影响。本文中的船舶油耗不仅与船速、航向、发动机转速等因素有关,还受风速、风向、浪高、波浪周期和波浪方向等环境因素的影响。本文使用 Pearson 相关系数 r 用于分析多源数据之间的相关性,如式(7)所示。

表3 训练集和测试机数据特征

Tab.3 Features of training and testing datasets

属性	训练集	测试集
平均风速/(m/s)	16.3	16.6
平均风向/°	176.33	175.68
平均主机转速/(r/min)	106.48	108.25
平均航速/kn	9.58	9.74
平均船舶油耗/(L/h)	699.36	704.52
平均波高/m	3.19	3.14
平均波浪周期/s	8.36	8.46
平均波向/°	221.33	219.78
平均纵摇角度/°	2.98	3.06
平均横摇角度/°	8.45	8.69

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(F_i - \bar{F})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})^2}} \quad (7)$$

其中, X_i 代表不同的数据, F_i 代表船舶油耗数据, \bar{X} 和 \bar{F} 分别代表各自的平均值, n 代表数据变量的个数。

通过计算得到其 Pearson 相关性系数,如图 3 所示。

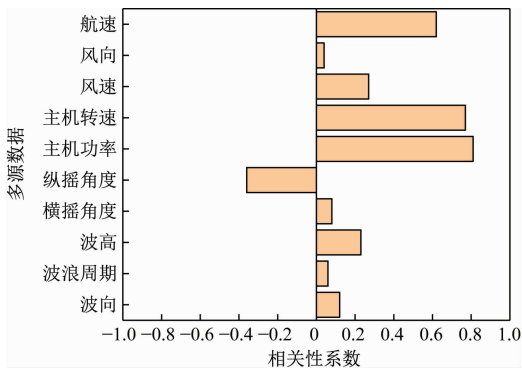


图3 特征参数相关性系数

Fig.3 Correlation coefficient between feature variables

根据相关性分析结果,筛选特征参数,同时结合船舶航行实际情况,最终选择了航速、主机功率、主机转速、风速、波高、纵摇角度等数据作为模型输入参数,船舶油耗作为模型输出参数。

利用 Bayesian 优化算法进行 LightGBM 油耗预测模型的超参数寻优过程,需要优化 LightGBM 模型的学习率 (learning_rate) 和决策树数量 (n_estimators),其优化搜索范围见表 4。寻优结果表明,当 learning_rate = 0.2, n_estimators = 78 时, R^2 最大。

表4 模型超参数寻优设置

Tab.4 Hyperparameter optimization settings

LightGBM 超参数	搜索空间
learning_rate 学习率	(0.1, 1)
n_estimators 决策树数量	(0, 100)

3 模型预测结果分析

3.1 模型预测误差分析

基于预处理后的多源能耗数据集,本文构建支持向量回归模型 (Support Vector Regression, SVR)、长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM)、神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)、门控循环单元 (Gate Recurrent Unit, GRU)、XGboost 和 LightGBM 等 6 个船舶油耗预测模型来进行船舶油耗预测,油耗预测结果散点图,如图 4 所示。通过各模型预测结果散点图,可以看出对比其他 5 个模型,LightGBM 模型预测结果最好,所预测数据点更为均匀地分布在拟合的直线两侧。

6 个预测模型评价指标结果,如图 5~7 所示。LightGBM 油耗预测模型实现了 6 个模型中最小的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE),同时 R^2 也实现了最大,达到 0.975 3,表现出了最好的预测效果。由图 8 可见,落在相对误差区间 $[-0.04, 0.04]$ 的油耗预测结果与真实值的数据占总数的 99%。LightGBM 油耗预测模型的 RMSE 为 11.92,相比其他预测模型减小了 7.26%,MAE 值为 9.28,减小了 2.62%, R^2 为 0.975 3,提高了 0.23%。以上 6 个油耗预测模型,LightGBM 预测效果最佳,其次是 XGboost,SVR 预测效果最差。

3.2 模型运行效率分析

比较不同油耗预测模型运行过程中的运行时间,见表 5。通过比较,LightGBM 船舶油耗预测模型运行过程的时间消耗明显小于 SVR、LSTM、ANN、GRU 和 XGboost。LightGBM 运行时间为 0.585 s,较 XGboost 模型运行时间 2.23 s 缩短了 73.76%,提升了船舶油耗预测模型的运算效率,显示出 LightGBM 模型在船舶油耗预测应用的优势。

3.3 模型泛化评估分析

为了推广该方法的适用性,本文使用该船舶在不同时段的多源监测数据对训练后的模型进行了测试。新数据包括不同船舶装载状态的 4 组全球航行数据,采集频率为每 1 min 1 条。航次具体信息见表 6 和图 9。本文采用评价指标 R^2 、RMSE、MAE 来

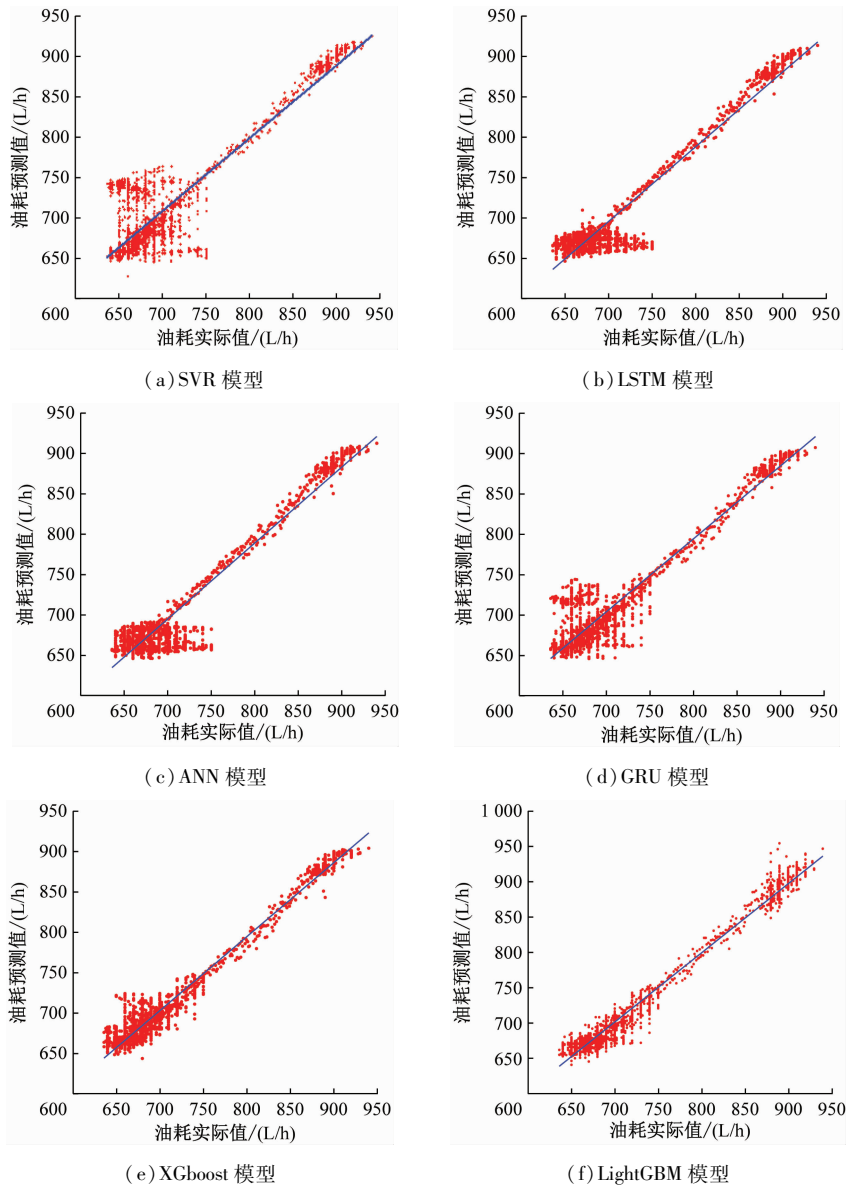


图 4 各模型预测结果散点图

Fig.4 Scatter diagram of prediction results for each model

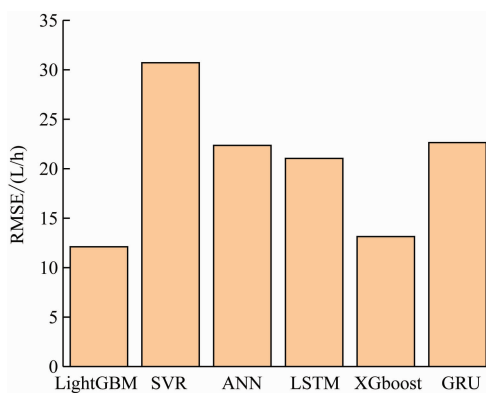


图 5 模型 RMSE 误差值

Fig.5 RMSE of the model

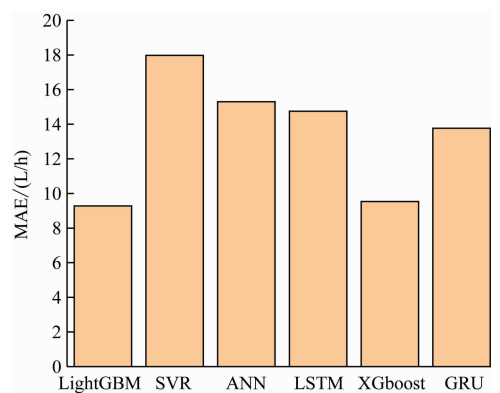


图 6 模型 MAE 误差值

Fig.6 MAE of the model

评价模型预测效果,以此来证明所提出的 LightGBM 油耗预测模型的泛化适用性。

LightGBM 油耗预测模型对 4 组船舶数据的预测结果如图 10 ~ 13 所示。预测结果表明,各组 R^2

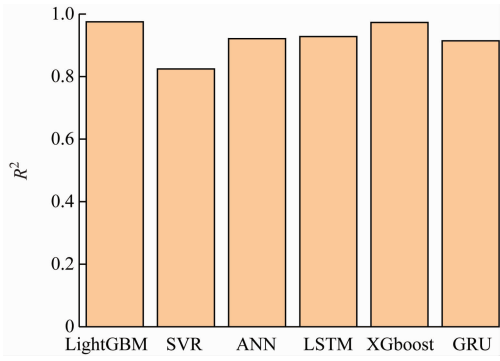


图7 模型 R² 误差值

Fig. 7 R² of the model

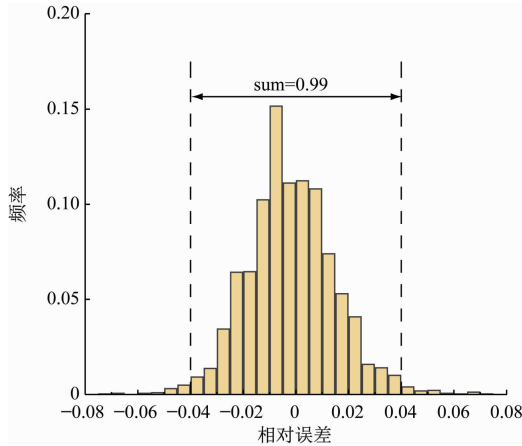


图8 相对误差频率分布直方图

Fig. 8 Frequency distribution histogram of relative error

表5 各模型运行时间

Tab.5 Running time of each model 单位:s

模型	模型预测时间
SVR	11.540
LSTM	48.232
ANN	127.957
GRU	32.549
XGboost	2.230
LightGBM	0.585

的预测值范围为 0.83 ~ 0.98。第 2 组的 MAE 最小,为 2.25 L/h;第 2 组的 RMSE 最小,为 2.769 L/h。第 3 组的 MAE 和 RMSE 最大。

试验结果证明了 LightGBM 模型作为船舶油耗预测有效工具的可行性,并促进实际航行中船舶能耗管理和航线优化的发展。

4 结束语

经过对比分析所构建的 6 种船舶油耗预测模型,其中 LightGBM 模型油耗预测结果在 RMSE、

表6 4组数据情况

Tab.6 Four groups of data

数据	装载状态	航次	航行时间
1	压载	Case 2	2011年6月
		Case 3	2013年9月
		Case 5	2016年3月
2	相对压载	Case 6	2013年3月
3	满载	Case 1	2010年9月
4	半载	Case 4	2013年11月
		Case 7	2013年6月
		Case 8	2013年6月

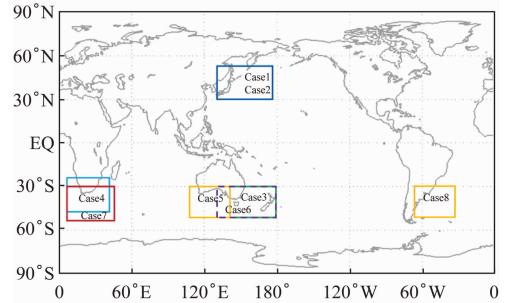


图9 航行区域情况

Fig. 9 Navigation area conditions

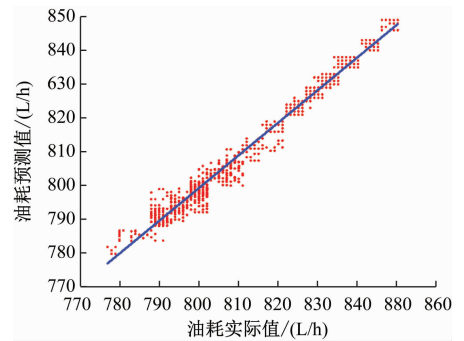


图10 第1组预测结果散点图

Fig. 10 Scatter plots of prediction results for Group 1

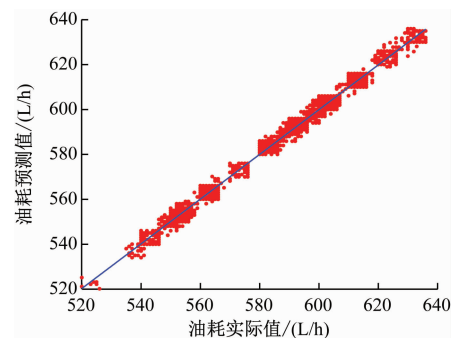


图11 第2组预测结果散点图

Fig. 11 Scatter plots of prediction results for Group 2

MAE 和 R² 等评价指标上均优于其他模型, RMSE 相较 XGboost、GRU、LSTM、ANN、SVR 等模型分别降

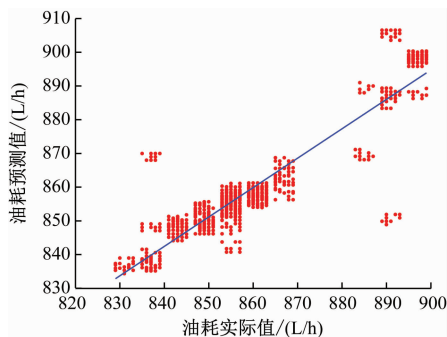


图12 第3组预测结果散点图

Fig. 12 Scatter plots of prediction results for Group 3

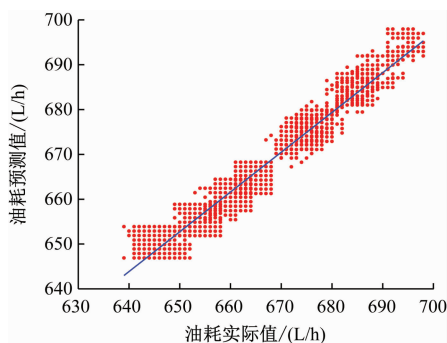


图13 第4组预测结果散点图

Fig. 13 Scatter plots of prediction results for Group 4

低了7.26%、46.67%、43.42%、46.67%和61.18%，MAE分别降低了2.62%、32.55%、37.08%、39.35%和48.33%， R^2 分别提高了0.23%、6.67%、5.21%、6.12%和14.33%。同时，其运行时间也大大缩减，相较XGboost、GRU、LSTM、ANN、SVR等模型减少了73.76%、98.20%、98.78%、99.54%和94.93%，计算效率更高，体现出LightGBM模型应用于油耗实时预测的优势。此外，本研究通过应用所构建的LightGBM模型对新航次数据进行模型预测研究，进一步验证了模型较强的泛化能力。相较其他预测模型，LightGBM船舶油耗预测模型综合性能最佳，可在保证高预测精度和较强泛化能力的前提下，实现对船舶油耗的快速预测。

本文基于一艘28 000DWT散货船监测多源数据来进行船舶油耗预测模型研究，所用数据可能不够全面，船舶类型较为单一，在以后的研究中需要更加全面的多源数据和更多船型的航行数据来进行油耗预测模型研究，以此促进船舶绿色航行和能耗优化。

参 考 文 献

[1] 王凯, 胡唯唯, 黄连忠, 等. 船舶智能能效优化关键技术研究现状与展望[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(1): 181-192.

WANG K, HU W W, HUANG L Z, et al. Research progress and prospects of ship intelligent energy efficiency optimization key technologies [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(1): 181-192. (in Chinese)

- [2] ZHOU Y, PAZOUKI K, MUROY A J, et al. Predicting ship fuel consumption using a combination of metocean and on-board data [J]. Ocean Engineering, 2023, 285(P2): 115509.
- [3] PAPANDREOU C, ZIAKOPOULOS A. Predicting VLCC fuel consumption with machine learning using operationally available sensor data [J]. Ocean Engineering, 2022, 243: 110321.
- [4] 李杰. 内河船舶实时能效运营指数在线监测系统研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2024.
- LI J. Study on online monitoring system for real-time energy efficiency [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology. (in Chinese)
- [5] ZHANG M Y, TSOULAKOS N, KUJALA P, et al. A deep learning method for the prediction of ship fuel consumption in real operational conditions [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 130: 107425.
- [6] MOREIRA L, VETTOR R, GUEDES S C. Neural network approach for predicting ship speed and fuel consumption [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2): 119.
- [7] WANG S Z, JI B X, ZHAO J S, et al. Predicting ship fuel consumption based on LASSO regression [J]. Transportation Research Part D, 2017, 65: 817-824.
- [8] YUAN Z, LIU Y, LIU J X, et al. Fitting analysis of inland ship fuel consumption considering navigation status and environmental factors [J]. IEEE Access, 2020, 8: 187441-187454.
- [9] ZHOU T R, HU Q Y, HU Z H, et al. An adaptive hyper parameter tuning model for ship fuel consumption prediction under complex maritime environments [J]. Journal of Ocean Engineering and Science, 2022, 7(3): 255-263.
- [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, 2024-01-24.
- 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, 2024-1-24. (in Chinese)
- [11] 吴桦, 陈陆, 程雯. 基于DNN平均每海里油耗预测[J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(8): 1709-1713.
- WU H, CHEN L, CHENG W. Average fuel

- consumption per nautical mile forecast based on DNN [J]. *Computer and Digital Engineering*, 2023, 51(8): 1709-1713. (in Chinese)
- [12] 周治国,李怡瑶,屈崇,等. 基于 LightGBM 的船用柴油机监测数据预测分析[C]//第十四届全国信号和智能信息处理与应用学术会议论文集. 北京:《计算机工程与应用》编辑部,2021.
- ZHOU Z G, LI Y Y, QU C, et al. Predictive analysis of monitoring data of marine diesel engine based on LightGBM [C] // Proceedings of the 14 th National Conference on Signal and Intelligent Information Processing and Application. Beijing: Editorial Board of Computer Engineering and Applications, 2021. (in Chinese)
- [13] YANG X L, DING J. A computational framework for iceberg and ship discrimination: case study on Kaggle competition[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 82320-82327.
- [14] 朱晓晨,尹奇志,赵福芹,等. 基于 LightGBM 的船舶航速预测模型[J]. *大连海事大学学报*, 2023, 49(1): 56-65.
- ZHU X C, YIN Q Z, ZHAO F Q, et al. Ship speed prediction model based on LightGBM[J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2023, 49(1): 56-65. (in Chinese)
- [15] ATAK U, ARSLANOGLU Y. Machine learning methods for predicting marine port accidents: a case study in container terminal[J]. *Ships and Offshore Structures*, 2022, 17(11): 2480-2487.
- [16] 王芳杰,王福建,王雨晨,等. 基于 LightGBM 算法的公交行程时间预测[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2019, 19(2): 116-121.
- WANG F J, WANG F J, WANG Y C, et al. Bus travel time prediction based on LightGBM [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2019, 19(2): 116-121. (in Chinese)
- [17] ZENG X R, ABDULLAH N, LIANG B X. A widely applicable and robust LightGBM-artificial neural network forecasting model for short-term wind power density[J]. *Heliyon*, 2023, 9(12): e23071.
- [18] Yin, J., Deng, Z., Ines, A. V. M., Wu, J., Rasu, E., et al. Forecast of short-term daily reference evapotranspiration under limited meteorological variables using a hybrid bi-directional long short-term memory model (Bi-LSTM) [J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 242: 106386.
- [19] BYEON W, BREUEL T M, RAUE F, et al. Scene labeling with LSTM recurrent neural networks [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015: 3547-3555.
- [20] 王义铭,杜岩,张田,等. 基于贝叶斯优化 LightGBM 的热轧中厚板终冷温度预测[J]. *冶金自动化*, 2024, 48(1): 54-64.
- WANG Y M, DU Y, ZHANG T, et al. Prediction of final cooling temperature for hot rolled plate based on Bayesian optimized LightGBM [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2024, 48(1): 54-64. (in Chinese)
- [21] CHEN C, SASA K J, JASNA P O, et al. Statistical analysis of waves' effects on ship navigation using high-resolution numerical wave simulation and shipboard measurements [J]. *Ocean Engineering*, 2021, 229: 108757.
- [22] WANG K, YAN X P, YUAN Y P, 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.