

基于改进 LSTM 的波浪作用下船舶操纵运动在线预报方法研究

陈立家^{1,2,3*}, 周欣蔚^{1,2,3}, 刘克中^{1,2,3}, 张乃锋^{1,2,3}

(1. 武汉理工大学 航运学院, 湖北 武汉 430063;

2. 武汉理工大学 内河航运技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430063;

3. 武汉理工大学 水路交通控制全国重点实验室, 湖北 武汉 430063)

摘要:针对波浪等环境扰动导致的船舶操纵运动预报模型实时性不足与长周期精度下降等问题,提出一种基于改进长短时记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络的船舶操纵运动在线预报方法。以多层 LSTM 为核心,通过嵌入的滑动窗口结构,实时计算窗口内误差指标,当窗口平均误差超过设定阈值时触发模型训练更新,从而达到适时更新的在线预报目的。试验结果表明:与离线预报相比,在线预报方法在波浪工况不断切换的长周期工况下仍能保持稳定的预报精度;在相同窗口长度下,采用更严格阈值设置的在线预报方法的均方根误差(RMSE)结果最高改善达 56.85%,同时累计更新时间仅为 3.82 s。所提出的在线预报方法在船舶操纵运动的长期预报工作中能实现良好的预报效果,对复杂海况下船舶操纵运动的长周期精确预报工作具有一定的应用价值。

关键词:航行安全;在线预报;长短时记忆神经网络;船舶操纵运动;波浪作用;滑动窗口

中图分类号:U675.9

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.02.002

Online prediction method of ship maneuvering motion under wave influence based on improved LSTM neural network

Chen Lijia^{1,2,3*}, Zhou Xinwei^{1,2,3}, Liu Kezhong^{1,2,3}, Zhang Naifeng^{1,2,3}

(1. School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China; 2. Hubei Key Laboratory of Inland Shipping Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China; 3. State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: To address the insufficient real-time capability and long-horizon accuracy degradation of ship maneuvering motion prediction under environmental disturbances such as waves, an online prediction method based on an improved Long Short-Term Memory (LSTM) neural network is proposed. A multi-layer LSTM is adopted as the core predictor, and an embedded sliding-window structure is introduced to compute the error metrics within the window in real time. When the window-averaged error exceeds a preset threshold, model retraining and updating are triggered, thereby achieving timely online prediction. The results indicate that, compared with offline prediction, the proposed online method maintains stable prediction accuracy under long-horizon conditions with continuously switching wave states. With the same window length, the online method with a stricter threshold achieves a maximum RMSE improvement of 56.85%, while the cumulative update time is only 3.82 s. The proposed online prediction method delivers satisfactory long-horizon prediction performance for ship maneuvering motion and shows practical value for accurate long-horizon prediction under complex sea conditions.

Key words: navigation safety; online prediction; long short-term memory neural network; ship maneuvering; wave influence; sliding time window

收稿日期:2025-01-25

基金项目:国家自然科学基金重点项目(52031009)资助

作者简介:陈立家(1979—),男,教授,博士,研究方向为智能航海与仿真技术。*通信作者:navisky@qq.com

引用格式:陈立家,周欣蔚,刘克中,等.基于改进 LSTM 的波浪作用下船舶操纵运动在线预报方法研究[J].中国航海,2026,49(2):15-24.

Chen L J, Zhou X W, Liu K Z, et al. Online prediction method of ship maneuvering motion under wave influence based on improved LSTM neural network[J]. Navigation of China, 2026, 49(2): 15-24. (in Chinese)

人工智能、物联网和大数据等信息技术的飞速发展,极大推动智能船舶的研发进程,使其成为全球船舶工业发展的前沿与趋势^[1]。随着智能化程度的持续提高,如何确保船舶在复杂多变的工作环境中的航行安全已成为迫切的问题。船舶操纵运动预报通过预测未来的运动情况帮助船舶实施最优决策,确保在不同的气象和海洋条件下船舶能安全航行。因此,基于船舶操纵运动信息构建船舶运动模型,实现船舶操纵运动的精准和快速预报对于智能船舶的发展具有重要意义。

船舶操纵运动预报是船舶航行性能研究领域的重要研究方向。众多学者基于不同研究视角提出多种预报方法,可将其分为参数模型预报和非参数模型预报。其中:参数模型预报主要基于物理规律设计模型架构,并进一步通过实际试验等方法计算具体的模型参数^[2],这种方法通常因为庞大的参数量需耗费较长的计算时间,难以满足快速预报的需求;而非参数模型不需要固定的模型架构,仅通过拟合系统得到输入和输出的映射关系,建立模型实现船舶操纵运动的快速预报^[3]。

近年来,随着机器学习与深度学习等方法不断发展,基于非参数模型的船舶操纵运动预报已取得一系列令人满意的应用效果。长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络作为循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的一个变体,能有效地缓解 RNN 模型在处理长时序数据中存在的梯度消失和梯度爆炸等问题^[4],以其处理序列数据问题的优势,在船舶运动时序预报中得到广泛应用。刘长德等^[5]基于 LSTM 网络构建一个船舶操纵运动极短期预报模型,通过小波滤波处理船舶操纵运动数据,验证 LSTM 应用于船舶运动极短期预报的可行性。Jiang 等^[6]基于 LSTM 神经网络构建三自由度船舶操纵运动预报模型,通过在训练数据中添加人工噪声的方式对模型的抗噪能力和泛化性进行验证。姜岩等^[7]基于自航模试验数据,将 LSTM 与其他深度循环神经网络在船舶操纵运动预报中的精确度进行对比分析,研究结果表明 LSTM 在噪声影响下依然能保持较高的预报性能。这种仅通过一次性的离线训练来实现船舶操纵运动预报的离线预报方法,在短期预报中取得较为不错的应用效果。然而实际的船舶操纵运动由于受多种因素的影响,呈现出强烈的非线性和复杂性,因此,实现长期的高精度预报,需根据船舶操纵运动的实时数据进行模型的在线更新。Silva 等^[8]通过大量波浪环境下的船舶操纵运动数据训练 LSTM 神经网络,证明 LSTM 在线

学习预报复杂环境中船舶操纵运动的能力。但这种针对每一组数据都进行一次模型的更新,需要耗费大量的时间和计算成本,预报的时效性大打折扣,所以需设计一种具备一定判断能力的在线预报方法,在合适的时间进行模型的更新以保证长期预报的精度。

针对上述问题,本文结合滑动时间窗口结构提出一种基于 LSTM 网络的船舶操纵运动在线预报方法,该方法能根据预报误差适时更新模型,以提高在线预报的准确性和实时性。同时,利用不同波浪条件下的船舶操纵运动仿真试验数据进行模型训练,通过对比试验验证本文方法的有效性,证明其在复杂环境下依然保持较高的预报精度。此外,分析不同的模型更新条件对在线预报精度和效率的影响,试验结果表明:所提出的在线预报方法在长周期预报精度和效率方面具有明显的优势,从而提高船舶操纵运动在线预报的实用性,为船舶操纵运动在线预报在实际场景中的应用提供新思路。

1 四自由度船舶操纵运动黑箱建模

对于船舶操纵运动,通常使用地球固定坐标系 $O_0 - x_0 y_0 z_0$ 和随船运动坐标系 $O - xyz$ 2 种坐标系进行描述,见图 1。其中: $O_0 - x_0 y_0 z_0$ 是以地球表面为参照建立的右手坐标系,原点 O_0 位于初始时刻的船舶重心, x_0 轴指向船舶最初的运动方向, y_0 轴指向右舷, z_0 轴垂直向下; $O - xyz$ 是以船体本身为参照建立的直角坐标系,原点 O 位于船舶中心或重心, x 轴指向艏部, y 轴指向右舷, z 轴垂直向下。船舶操纵运动的各物理量和符号见表 1。通常情况下,船舶在水面呈 6 自由度运动,对于船舶操纵性运动的研究,则重点关注纵荡、横荡和艏摇^[9]这 3 个自由度的运动,但在真实环境下,船舶会受风浪的影响产生较为明显的横摇现象^[10]。

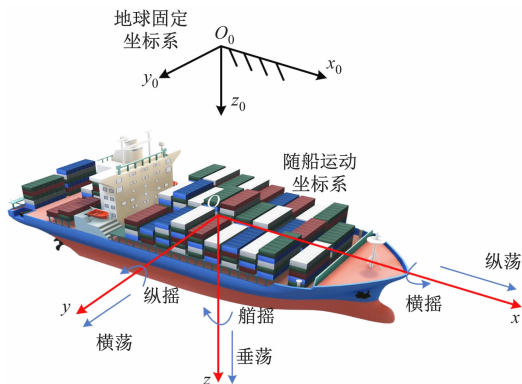


图 1 船舶运动坐标系

Fig. 1 Ship motion coordinate system

表 1 船舶操纵运动的各物理量和符号

Tab. 1 Parameters and symbols of the ship maneuvering motion

物理量	x 轴方向	y 轴方向	z 轴方向
速度	纵荡速度 u	横荡速度 v	垂荡速度 ω
角速度	横摇角速度 P	纵摇角速度 q	艏摇角速度 r
力	纵向力 X	横向力 Y	垂向力 Z
力矩	横摇力矩 K	纵摇力矩 M	艏摇力矩 N
转动角	横摇角 φ	纵摇角 θ	艏摇角 ψ

表 1 中: X 、 Y 、 Z 、 K 、 M 和 N 为船舶所受到的力和力矩, N 和 $N \times m$; u 、 v 、 ω 、 p 、 q 和 r 为船舶的线速度和角速度, m/s 和 rad/s ; φ 、 θ 和 ψ 为船舶的方向角, rad 。

本文研究重点考虑的横荡、纵荡、艏摇和横摇 4 个自由度的运动,在船舶运动坐标系中船舶操纵运动 4 自由度运动方程为

$$\begin{cases} m(\dot{u} - vr + x_c r^2 + z_c pr) = x \\ m(\dot{v} + ur + x_c \dot{r} - z_c \dot{p}) = y \\ I_{xx} \dot{p} - mz_c(\dot{v} + ur) = K - W \cdot \overline{GM} \cdot \varphi \\ I_{zz} \dot{r} + mx_c(\dot{v} + ur) = N \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: m 为船舶质量; \dot{u} 为纵向加速度; \dot{v} 为横向加速度; \dot{r} 为转艏角加速度; x_c 为船舶重心沿 x 轴的坐标; z_c 为船舶重心沿 z 轴的坐标; I_{xx} 为绕 x 轴的惯性矩; I_{zz} 为绕 z 轴的惯性矩。式(1)可通过变换初步建立黑箱模型为

$$\begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & mx_c - Y_{\dot{r}} & -mz_c - Y_{\dot{p}} \\ 0 & -mz_c - K_{\dot{v}} & -K_{\dot{r}} & I_{xx} - K_{\dot{p}} \\ 0 & mx_c - N_{\dot{v}} & I_{zz} - N_{\dot{r}} & -N_{\dot{p}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{r} \\ \dot{p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ f_2(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ f_3(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ f_4(u, v, r, p, \varphi, \delta) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)中: $X_{\dot{u}}$ 、 $Y_{\dot{v}}$ 、 $Y_{\dot{r}}$ 、 $N_{\dot{v}}$ 和 $N_{\dot{r}}$ 为惯性流体力学导数; f 为与 u 、 v 、 r 、 φ 、 δ 相关的非线性函数。对式(2)做进一步处理,可得到耦合后为

$$\begin{cases} \dot{u} = f_4(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ \dot{v} = f_5(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ \dot{r} = f_6(u, v, r, p, \varphi, \delta) \\ \dot{p} = f_7(u, v, r, p, \varphi, \delta) \end{cases} \quad (3)$$

通过正向差分法对纵向加速度、横向加速度和转艏角加速度进行离散化处理,有

$$\begin{cases} \dot{u} = (u(t+1) - u(t))/h \\ \dot{v} = (v(t+1) - v(t))/h \\ \dot{r} = (r(t+1) - r(t))/h \\ \dot{p} = (p(t+1) - p(t))/h \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中: h 为采样间隔; $t+1$ 和 t 为相邻的采样时间。将式(4)中时间离散化后的加速度代入式(3),最终得到式(5)。

$$\begin{cases} u(t+1) = f_7[u(t), v(t), r(t), p(t), \varphi(t), \delta(t)] \\ v(t+1) = f_8[u(t), v(t), r(t), p(t), \varphi(t), \delta(t)] \\ r(t+1) = f_9[u(t), v(t), r(t), p(t), \varphi(t), \delta(t)] \\ p(t+1) = f_{10}[u(t), v(t), r(t), p(t), \varphi(t), \delta(t)] \end{cases} \quad (5)$$

通过上述非线性处理和结构简化,将四自由度的船舶操纵运动转化为由系统输入输出表示的黑箱模型,从而得到基于合适的智能方法识别各种环境下船舶操纵运动各变量之间的非线性映射关系,达到船舶操纵运动预报的目的。

2 基于 LSTM 的船舶操纵运动在线预报方法

2.1 船舶操纵运动在线预报流程

实际航行中,船舶操纵运动不断受到风、浪、流等复杂多变的环境影响,呈现强烈的非线性运动响应^[11],要实现长期的高精度预报,需根据船舶操纵运动响应实时数据,不断更新模型参数。预报精度的变化可作为判断模型是否需要更新的依据。通过人工设定预报值与实际值之间的误差阈值:当误差小于阈值时,可认为当前模型的预测效果能满足要求;当误差大于阈值时,则认为当前模型的预测精度不能满足要求,需更新预报模型。基于这一思路,本文提出一种根据实时响应数据误差进行船舶操纵运动在线预报的方法,其主要的流程包括:

1) 采集船舶运动响应数据,选取最近的 m 秒数据作为初始数据,并设置长度为 m 的滑动窗口与初始数据对齐并输入模型中。

2) 采集下一时间点的船舶运动响应数据作为预期数据,利用当前的船舶操纵运动预报模型预报下一时间点的运动响应数据,并将滑动窗口移动一步。

3) 判断预测时长是否大于预设预测时长 T ,若大于,则结束计算并退出程序,否则,继续步骤 4)。

4) 计算滑动窗口中的船舶运动响应平均误差 e ,判断 e 是否大于设定的阈值 K 。如果大于阈值 K ,返回步骤 1) 重新选择训练数据进行建模,否则,输

出该时间点的预测数据,返回步骤2)继续预测。

船舶操纵运动在线预报流程见图2。

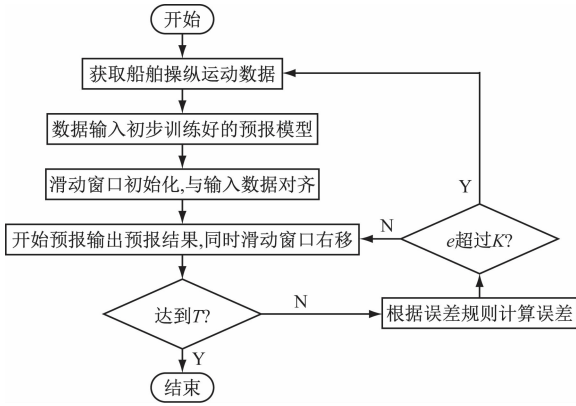


图2 船舶操纵运动在线预报流程

Fig.2 Online prediction process of ship maneuvering motion

2.2 LSTM 网络架构

本文采用 LSTM 神经网络模型进行船舶操纵运动预报工作。目前, LSTM 模型在时间序列处理问题中被广泛应用与研究^[12],其网络架构见图3。

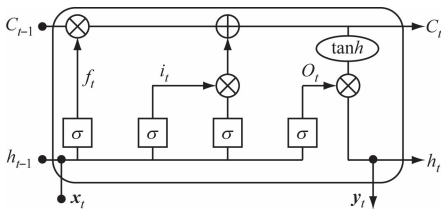


图3 LSTM 网络架构

Fig.3 Structure diagram of LSTM

图3中: i 、 f 、 o 和 C 分别为 LSTM 单元中的输入门、遗忘门、输出门和单元状态; x_t 和 y_t 分别为输入和输出向量; h 为单元隐藏状态; σ 为 sigmoid 激活函数。当前时刻 LSTM 神经网络的输入向量是前一个时刻的输入向量 x_t 和隐藏状态 h_{t-1} 。 i 、 f 、 o 定义为

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中: W 为权重矩阵; b 为偏置。当前时刻 LSTM 网络中状态 C_t 为

$$\tilde{C} = \tan h(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (7)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (8)$$

式(7)和式(8)中: C 为当前的候选状态; $\tan h$ 为激活函数;*为哈达玛乘积。

2.3 滑动窗口设计

2.3.1 滑动窗口结构及移动规则

在实际船舶操纵运动中,某一时刻的实测值可能由于测量装置的时延或精度不足而存在较大的误

差,甚至出现异常值。既要快速反映当前的船舶运动响应的预报精度,又要避免预报过程中可能出现少数的异常值带来的影响,设置一个可滑动的时间窗口,作为计算当前船舶运动响应平均误差的时间区间。

滑动窗口结构见图4,假设将滑动窗口的长度设置为 ts ,在对应的时间长度内的平均误差可以根据采集的数据和滑动窗口中的数据计算得出。

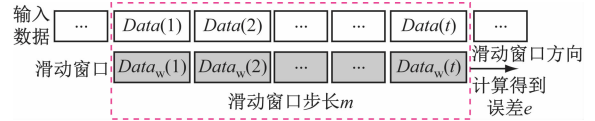


图4 滑动窗口结构

Fig.4 Sliding window structure

滑动窗口的移动规则定义如下:

1) 使用采集数据的前 m 秒的数据作为训练数据,将长度同样为 m 的滑动窗口的初始位置与训练数据对齐,将初始数据输入到初步训练完成 LSTM 的模型中。

2) 计算得到下一时刻的预报数据,将滑动窗口向右移动一个步长,即去除原来滑动窗口的第一组数据,同时,将最新的这组预报数据加入滑动窗口的末尾,计算当前滑动窗口中数据相比于采集数据的平均误差。

3) 若滑动窗口中的船舶运动响应平均误差 e 小于阈值 K_φ ,则暂不更新当前 LSTM 模型,计算下一时刻船舶运动响应的预报值,并继续向右移动滑动窗口。

4) 若滑动窗口中的船舶运动响应平均误差 e 大于 K_φ ,选取与当前滑动窗口位置对应的长度为 m 的采集数据作为最新的训练数据,重新对 LSTM 模型进行训练更新。

5) 重复上述步骤2)~步骤4),直至结束。

2.3.2 误差计算方法

船舶运动响应的数量众多,且数量级各不相同,本文选择横摇角 φ 的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为船舶运动响应预测精度的评价误差^[13]。RMSE 计算方法见式9。

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

式(9)中: e_φ 为船舶横摇角误差; y_i 为船舶横摇角的真实值; \hat{y}_i 为船舶横摇角的预测值; T 为输出序列长度。

进一步对其进行误差阈值设置作为判断条件,当 e_φ 小于阈值 K_φ 时,认定模型预报精度在可接受

范围内,不需要更新模型:当 e_{φ} 大于阈值 K_{φ} 时,认定模型预报精度已大幅度降低,需更新模型。如何设置阈值 K_{φ} 的大小关系到模型更新的频率,若频率过高,可能增加模型更新的次数,导致建模时间增加,降低船舶操纵运动预报的效率;若频率过低,模型的预报效果可能随时间推移而变差,影响船舶操纵运动预报的精度。所以,在设置阈值 K_{φ} 时,需兼顾模型精度和对建模效率的要求,结合船舶各运动响应的特性,设置合适的判断条件。

2.4 模型网络训练

本文研究的船舶操纵运动其组成主要包括 v 、 u 、 p 和 r 等状态变量。由于 LSTM 模型的网络模型特性^[14],LSTM 经过长时间的序列信息输入后,先输入的序列信息会逐渐被后输入的序列信息所稀释,因此,设计加入以实时误差作为判断标准的滑动窗口结构,从而实现船舶操纵运动的在线预报,网络模型结构见图 5。

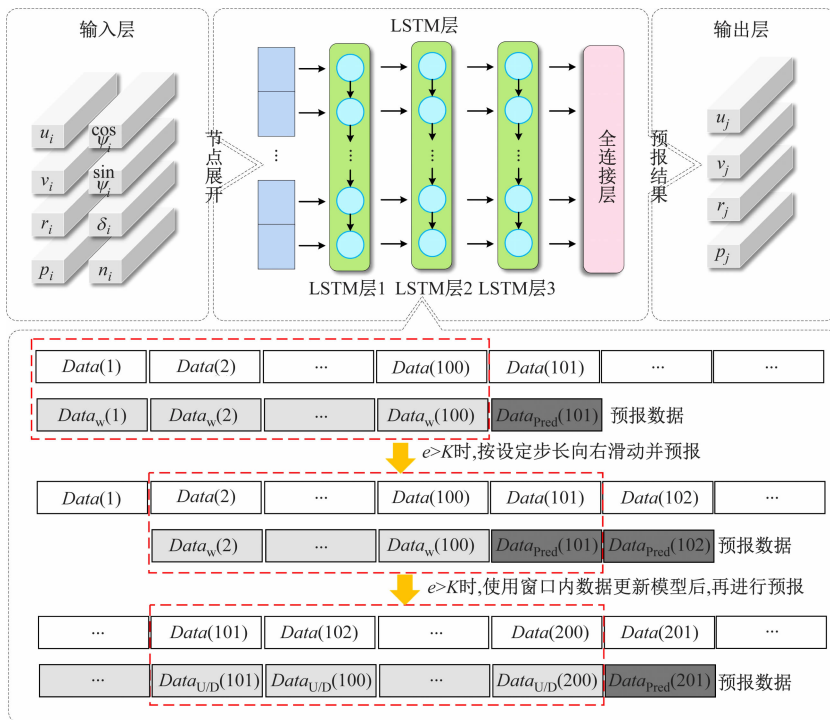


图 5 网络模型结构

Fig. 5 Network model structure

参考文献[15],模型输入层采用的输入序列为

$$\mathbf{D} = (D_1, D_2, \dots, D_m)^T, X_i = (v_i, u_i, p_i, r_i, \cos \psi_i, \sin \psi_i, \delta_i, n_i) \quad (10)$$

式(10)中: m 为输入层中输入序列的总长; δ_i 为船舶操舵舵角。

在此基础上加入船舶艏摇角 ψ_i 和螺旋桨转速 n_i ,模型输出层的输出序列为

$$\mathbf{R} = (R_1, R_2, \dots, R_n)^T, R_i = (v_j, u_j, p_j, r_j) \quad (11)$$

式(11)中: n 为输出层中输出序列的总长。

本模型采用多层 LSTM 网络结构,前一层的输出作为后一层的输入,最后一层输出得到船舶操纵运动预报数据的状态信息。LSTM 层中加入滑动窗口功能,基于设定时间步滑动。

考虑到实船操纵运动试验形式存在成本高、周期长和可控性差等原因,本文采用 SR108 集装箱船作为试验对象,通过计算机仿真生成该船操纵运动

数据来训练并调整本文模型参数,随后对训练好的模型进行验证和测试。船舶主要参数见表 2,使用 Matlab 编写相关程序获得船舶操纵运动的仿真数据。

表 2 船舶主要参数

Tab. 2 Main parameters of the ship

参数	数值
船长 L/m	175.0
船宽 B/m	25.4
吃水 d/m	8.5
排水体积 ∇/m^3	21 222
浮心位置 x_c/m	0.8
方形系数 C_B	0.559
螺旋桨直径 D_p/m	6.533
舵叶高 H_R/m	7.758 3
舵面积 A_R/m^2	33.037 6

为在训练过程中获得动态系统的足够激励信号,选择 $10^\circ/10^\circ Z$ 形、 $15^\circ/15^\circ Z$ 和 $20^\circ/20^\circ Z$ 形运动的数据作为训练数据集,以保证模型的有效性和泛化性。模型训练的试验环境选用 Python3.8,框架选用 tensorflow,迭代次数 200 次,采用分批训练策略,每批次数据的数目为 64,初始学习率设为 0.001,为防止过拟合加入 Dropout 层,参数设为 0.1,优化器选用 adam,训练和验证数据使用 MaxAbsScaler 进行标准化。

3 波浪作用下的船舶操纵运动在线预报

3.1 波浪作用机理

为体现复杂多变的海上环境,在验证数据中加入波浪作用来模拟更真实的航行环境并测试模型的在线预报效果。波浪作用在船体上的力主要分为一阶波浪干扰力和二阶波浪干扰力两种^[16],在计算的过程中通常将两者进行线性叠加。

通常情况下在附体坐标系中,规则波浪的波面方程为

$$\zeta(x, y, t) = \frac{h}{2} \cos[kx \cos \chi - ky \sin \chi - \omega_E t] \quad (12)$$

式(12)中: h 为波高; k 为波数; χ 为遭遇角,以艏向线作为基准计算波浪方向,逆时针为正,范围为 $0 \sim 2\pi$; ω_E 为遭遇频率,其计算为

$$\omega_E = \omega - Uk \cos \chi \quad (13)$$

式(13)中: ω 为波浪频率; U 为船舶前进速度。一阶波浪力的数学模型十分复杂,所以有必要在确保一定精度的前提下对模型进行简化,有

$$\begin{cases} X_{\text{Wave1}} = \rho g \frac{h}{2} e^{-kd} \sin(EB) \frac{2d}{E} \sin(FL) \sin(\omega_E t) \\ Y_{\text{Wave1}} = -\rho g \frac{h}{2} e^{-kd} \sin(EB) \frac{2dL}{FB} \sin(FL) \sin(\omega_E t) \\ K_{\text{Wave1}} = \rho g \frac{h}{2} e^{-kd} \sin(EB) \frac{d^2}{FB} \sin(FL) \sin(\omega_E t) \\ N_{\text{Wave1}} = \rho g \frac{h}{2} e^{-kd} \sin(EB) \frac{d}{kF^2} [\sin(FL) - FL \cos(FL)] \cos(\omega_E t) \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中: $E = k \sin(\chi)/2$; $F = k \cos(\chi)/2$ 。

二阶波浪力主要会造成船舶的航向航迹发生偏移,二阶波浪力的计算通常采用的模型为

$$\begin{cases} X_{\text{Wave2}} = -\frac{1}{2} \rho g L \left(\frac{h}{2}\right)^2 \cos(\chi) C_{XW}(\lambda) \\ Y_{\text{Wave2}} = \frac{1}{2} \rho g L \left(\frac{h}{2}\right)^2 \sin(\chi) C_{YW}(\lambda) \\ K_{\text{Wave2}} = 0 \\ N_{\text{Wave2}} = \frac{1}{2} \rho g L \left(\frac{h}{2}\right)^2 \cos(\chi) C_{NW}(\lambda) \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中: λ 为波长; $C_{XW}(\lambda)$ 、 $C_{YW}(\lambda)$ 和 $C_{NW}(\lambda)$ 为与波长有关的试验系数,可按文献[17]中的回归方程计算得到。基于微幅波的假设,船舶在不规则波作用下受到的力和力矩为船舶受到的波浪力和力矩的线性叠加,有

$$X_{\text{Wave}} = \sum_{i=1}^n (X_{\text{Wave1},i} + X_{\text{Wave2},i}) \quad (16)$$

式(16)中:一阶波浪力的影响因素主要为波高、波浪周期和波浪方向,波高和波浪周期都可以由绝对风速直接决定;二阶波浪力的影响因素主要为波高、波长和波浪方向,具体的波浪参数设置见表3。

表3 波浪参数设置

Tab.3 Main parameters of wave

时间区间/ s	波高/m	波浪周期/ s	波浪方向/ (°)	波长/ m
0 ~ 800	1.56	5.75	45	50.0
801 ~ 1500	1.95	6.63	45	75.0
1 501 ~ 2000	2.58	7.77	90	100.0

采用具有代表性的 Z 形操纵试验进行仿真,仿真时长共 2 000 s,通过设置 3 个不同时间段的波浪条件生成用于最终测试的船舶操纵运动数据。为充分体现频繁操舵变化对船舶操纵运动的影响,本文在进行 Z 形试验仿真时,通过设置频繁变化的螺旋桨转速和舵角来表现复杂的船舶操纵行为。初始航向角为 0° ,初始螺旋桨转速设置为 79.1 r/min。试验过程中的螺旋桨转速和舵角的变化见图 6。

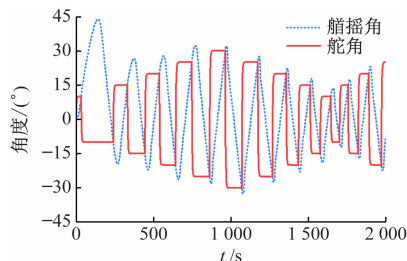


图6 螺旋桨转速和舵角的变化

Fig.6 Changes in propeller speed and rudder angle

波浪作用下的船舶 Z 形试验运动轨迹见图 7。由图 7 可知:在设置不同工况的波浪作用的影响

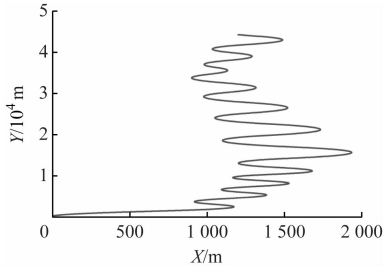


图7 波浪作用下的船舶Z形试验运动轨迹

Fig. 7 Maneuvering trajectory of the ship during the zigzag tests under wave influence

下,船舶的行驶轨迹呈不规则的Z形。这种舵角和螺旋桨转速频繁变化的船舶仿真试验更加贴近船舶

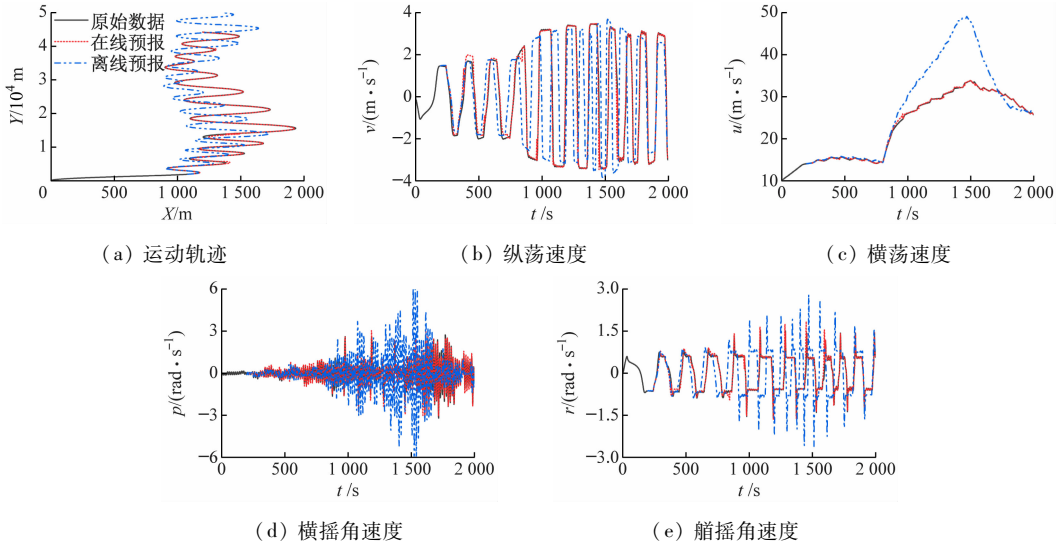


图8 离线预报与在线预报效果对比

Fig. 8 Comparison of offline and online prediction performance

由图8可知:在线预报方法在每当预报值出现偏离的趋势时,基于误差规则的滑动窗口方法会对原有的预报模型进行适当的更新,并利用更新后的模型进行预报,使偏离的预报数据重新接近期望数据,证明本文提出的在线预报方法对船舶操纵运动的整体预报精度较高,预报偏差较小,相较于离线预报方法能发挥出更好的预报效果。

为充分探讨不同误差阈值 K_φ 设置对于在线预报效率和准确性的影响,设置2组采用不同误差阈值 K_φ 的在线预报模型进行对比。2种不同设置的在线预报方法分别命名为在线预报1和在线预报2,均选择前100 s的船舶操纵运动响应数据为初始输入数据,滑动窗口的长度为100 s,在线预报1中 K_φ 设为 1.0° ,在线预报2中 K_φ 设为 0.5° 。波浪作用下的Z形试验在线预报见图9。

2种在线预报方法的预报结果中均具有“阶梯状”现象,这是因为误差达到设定的误差阈值 K_φ 条

实际航行中的情况,有利于模型的实用性验证。

3.2 波浪作用下船舶操纵运动在线预报结果及分析

通过计算机仿真获得较长周期内不同波浪作用影响下的船舶操纵运动数据,以此来检验本文提出的船舶操纵运动在线预报方法的有效性及其预报精度。先开展离线预报模型(不添加滑动窗口)与在线预报模型(添加滑动窗口)的对比试验,验证在线预报模型的有效性。选择前100 s的船舶操纵运动响应数据为初始输入数据,滑动窗口的长度为100 s,设置滑动窗口误差阈值 $K_\varphi = 1.0$,单位为 $^\circ$,离线预报与在线预报效果对比见图8。

件而进行的模型更新。总体上来看, K_φ 设置更小的在线预报2能更早的针对预报误差做出模型的更新以保证预报的精度,而在线预报1因为 K_φ 设置较大,相较于在线预报2其在每次模型更新前已产生较明显的误差,降低整体的预报精度。为更直观地体现预报精度的对比,采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和RMSE进行定量评价。MAE为预测值与真实值之间绝对误差的平均值,其更强调误差的平均水平。RMSE表示预测值与真实值之间误差平方和的均值平方根,其对大误差的影响更为敏感。MAE和RMSE计算方法分别见式(17)和式(18),定量评价结果见表5。

$$S_{\text{MAE}} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |(y_i - \hat{y}_i)| \quad (17)$$

$$S_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (18)$$

式(17)和式(18)中: y_i 为船舶操纵运动数据的真实

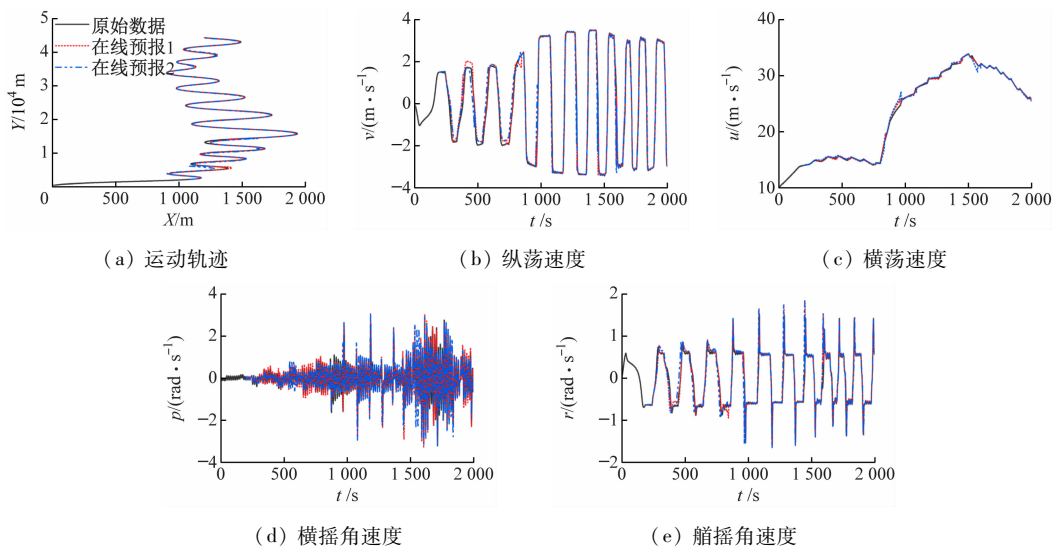


图 9 波浪作用下的 Z 形试验在线预报

Fig. 9 Online prediction of zigzag tests under wave influence the zigzag tests under wave influence

值; \hat{y}_i 为船舶操纵运动数据的预测值; T 为输出序列长度。

由表 4 可知: 在线预报 2 中设置的阈值条件比在线预报 1 更严格, 导致在线预报 2 的模型更新更为频繁, 也就使其在线模型的预报整体精度更高。但模型的频繁更新势必导致预报效率的降低, 因此,

在实际的应用中有必要考虑不同 K_ϕ 设置下预报时长的差异。通过在预报方法中加入计时器的方法计算模型更新的时间, 同时, 记录更新时的 K_ϕ 值, 需要说明的是由于滑动窗口步长设置为 100, 所以第 100 s 固定发生模型更新, 因此表 4 中未统计此时刻的 e_ϕ 。Z 形试验在线预报更新统计见表 5。

表 4 Z 形试验在线预报方法定量评价

Tab. 4 Quantitative evaluation of online prediction method for zigzag tests

在线预报方法	v		u		p		r	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
在线预报 1	0.072 3	0.066 1	0.213 5	0.063 1	0.023 6	0.006 2	0.033 9	0.009 8
在线预报 2	0.031 2	0.031 3	0.170 6	0.033 2	0.014 6	0.003 3	0.016 4	0.005 2

由表 5 可知: 误差阈值设置为 $K_\phi = 1.0^\circ$ 的在线预报 1 更新 13 次, 共计 2.55 s; 而误差阈值设置为 $K_\phi = 0.5^\circ$ 的在线预报 2 更新 19 次, 共计 3.82 s。结合表 5 的误差评价结果分析, 在线预报 1 的更新频率较低, 整体预报精度也相对较低; 而在线预报 2 提高了判断条件的严格程度, 模型更新频率提高, 整体预报精度也有所提高。在波浪条件设置发生改变的时点附近, 即第 800 s、约 1 500 s 时模型的更新频率增加, 尤其是误差阈值设置更小的在线预报 2 中该现象更为明显, 这也符合在线预报方法设计的最初目的: 当波浪条件处于稳定时间, 在线预报具有较高的准确性; 当波浪条件发生变化时, 预报准确性无法达到要求, 需多次更新以满足预报需求。

4 结束语

本文基于 LSTM 模型开展船舶操纵运动在线预

报研究, 设计一种基于误差规则的滑动窗口结构实现船舶操纵运动的在线预测。利用波浪作用下的船舶 Z 形操纵运动仿真数据进行长期预报试验, 并对每组试验的预测精度评价指标设置 2 组不同的阈值作为判断条件, 考察不同评价指标阈值设置下船舶操纵运动的在线预报效果。最终试验结果证明, 本文提出的在线预报方法能实现复杂波浪条件下船舶操纵运动的长期、精确且实时的预报, 解决传统的预报方法难以长期高精度预报船舶操纵运动数据的问题。但本文方法仍存在一定局限, 仅单一的横摇角误差作为在线预报模型更新的判断条件, 未能全面考虑其他运动响应变量对预报精度的影响, 后续可使用多种运动响应误差作为模型更新规则, 深入研究多变量及多阈值设置对预报效果的影响, 从而优化模型更新策略, 实现预报精度和效率的全面平衡。

表 5 Z 形试验在线预报更新统计
 Tab. 5 Statistical results of online prediction updates for the zigzag test

更新轮次/次		更新时刻/s		$e_{\varphi}/(^{\circ})$		模型更新时间/s	
在线预报 1	在线预报 2	在线预报 1	在线预报 2	在线预报 1 ($K_{\varphi} = 1.0^{\circ}$)	在线预报 2 ($K_{\varphi} = 0.5^{\circ}$)	在线预报 1	在线预报 2
1	1	100	100	/	/	0.18	0.21
2	2	231	301	1.01	0.50	0.16	0.21
3	3	473	384	1.04	0.50	0.20	0.22
4	4	600	461	1.03	0.52	0.22	0.20
5	5	722	550	1.14	0.51	0.22	0.18
6	6	838	729	1.02	0.51	0.17	0.18
7	7	971	847	1.06	0.50	0.18	0.19
8	8	1 092	962	1.01	0.52	0.18	0.15
9	9	1 282	1 052	1.07	0.51	0.22	0.25
10	10	1 449	1 091	1.11	0.53	0.21	0.20
11	11	1 575	1 189	1.05	0.51	0.23	0.19
12	12	1 600	1 287	1.02	0.53	0.18	0.20
13	13	1 713	1 410	1.02	0.50	0.20	0.17
	14		1 455		0.50		0.24
	15		1 541		0.50		0.23
	16		1 598		0.64		0.21
	17		1 674		0.55		0.20
	18		1 819		0.55		0.17
	19		1 843		0.51		0.22

参 考 文 献

- [1] 严新平, 贺亚鹏, 贺宜, 等. 水路交通技术发展趋势[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(4): 1-9.
 Yan X P, He Y P, He Y, et al. Development trends of waterway transportation technology[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(4): 1-9. (in Chinese)
- [2] 梅斌, 孙立成, 史国友, 等. 基于单参数自调节 RM-GO-LSVR 的船舶操纵灰箱辨识建模[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(2): 88-99.
 Mei B, Sun L C, Shi G Y, et al. Grey box identification modeling for ship maneuverability based on single parameter self-adjustable RM-GO-LSVR[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(2): 88-99. (in Chinese)
- [3] 卢冠宇, 姚建喜. 基于 SVR 的船舶操纵运动黑箱建模[J]. 中国航海, 2021, 44(4): 13-19.
 Lu G U, Yao J X. Black-box modeling of ship maneuvering by means of SVR[J]. Navigation of China, 2021, 44(4): 13-19. (in Chinese)
- [4] Zhou X, Zou L, Ouyang Z L, et al. Nonparametric modeling of ship maneuvering motions in calm water and regular waves based on R-LSTM hybrid method[J]. Ocean Engineering, 2023, 285: 1-14.
- [5] 刘长德, 顾宇翔, 张进丰. 基于小波滤波和 LSTM 神经网络的船舶运动极短期预报研究[J]. 船舶力学, 2021, 25(3): 299-310.
 Liu C D, Gu Y X, Zhang J F. Extreme short-term prediction of ship motions based on wavelet filter and LSTM neural network[J]. Journal of Ship Mechanics, 2021, 25(3): 299-310. (in Chinese)
- [6] Jiang Y, Hou X R, Wang X G, et al. Identification modeling and prediction of ship maneuvering motion based on LSTM deep neural network[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2022, 27(1): 125-137.
- [7] 姜岩, 王雪刚, 侯先瑞, 等. 深度循环神经网络在船

- 舶操纵运动辨识中的对比研究[J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2023, 38(2): 187-194.
- Jiang Y, Wang X G, Hou X R, et al. Comparative study on identification of ship maneuvering motion based on deep recurrent neural network[J]. Chinese Journal of Hydrodynamics, 2023, 38(2): 187-194. (in Chinese)
- [8] Silva K M, Maki K J. Data-driven system identification of 6-DoF ship motion in waves with neural networks[J]. Applied Ocean Research, 2022, 125: 1-17.
- [9] 张秀凤, 王晓雪, 孟耀, 等. 船舶运动建模与仿真研究进展及未来发展趋势[J]. 大连海事大学学报, 2021, 47(1): 1-8.
- Zhang X F, Wang X X, Meng Y, et al. Research progress and future development trend of ship motion modeling and simulation[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2021, 47(1): 1-8. (in Chinese)
- [10] 冀楠, 钱志鹏, 李浩然, 等. 实尺度船舶 Z 形操纵运动及流场特性模拟[J]. 中国舰船研究, 2022, 17(3): 93-101.
- Ji N, Qian Z P, Li H R, et al. Simulation of zigzag maneuver and flow field characteristics for full-scale ship [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(3): 93-101. (in Chinese)
- [11] 曾道辉, 蔡成涛. 基于修正辅助变量法的船舶操纵响应模型辨识[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(2): 161-171.
- Zeng D H, Cai C T. Identification of the ship maneuvering response model based on recursive refined instrumental variable least-squares [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(2): 161-171. (in Chinese)
- [12] 尚凡成, 李传庆, 詹可, 等. 改进 LSTM 神经网络在极短期波浪时序预报中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(6): 659-665.
- Shang F C, Li C Q, Zhan K, et al. Application of improved LSTM neural network in time-series prediction of extreme short-term wave [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2023, 57(6): 659-665. (in Chinese)
- [13] Chen L J, Yang P Y, Li S G, et al. Online modeling and prediction of maritime autonomous surface ship maneuvering motion under ocean waves [J]. Ocean Engineering, 2023, 276: 1-13.
- [14] 孙寒冰, 肖佳峰, 王伟, 等. 船舶操纵水动力导数的数值求解及敏感度分析[J]. 中国舰船研究, 2022, 17(1): 60-70.
- Sun H B, Xiao J F, Wang W, et al. Numerical solution and sensitivity analysis of hydrodynamic force derivatives on maneuverability prediction [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(1): 60-70. (in Chinese)
- [15] 董磊, 马翔, 封佳祥, 等. 基于改进 LSTM 的船舶操纵运动在线预报方法研究[J]. 中国造船, 2023, 64(2): 184-198.
- Dong L, Ma X, Feng J X, et al. Online prediction method of ship maneuvering motion based on improved long-short term memory neural network [J]. Shipbuilding of China, 2023, 64(2): 184-198. (in Chinese)
- [16] 陈立家, 周欣蔚, 杨沛艺, 等. 面向环境不确定性的船舶操纵运动建模与预报方法[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(3): 279-295.
- Chen L J, Zhou X W, Yang P Y, et al. Modeling and prediction method of ship maneuvering motion facing environmental uncertainty [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(3): 279-295. (in Chinese)
- [17] 钱小斌, 尹勇, 张秀凤, 等. 海上不规则波浪扰动对船舶运动的影响[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(3): 116-124.
- Qian X B, Yin Y, Zhang X F, et al. Influence of irregular disturbance of sea wave on ship motion [J]. Journal of transportation engineering. 2016, 16(3): 116-124. (in Chinese)