DOI：10.13245/j.hust.250446

基于长短期记忆网络的船舶运动响应时域预报

孙 哲[1,2] 南 方[2] 金 军[2] 魏跃峰[1]
(1．上海市船舶工程重点实验室，上海 200011；
2．大连理工大学船舶工程学院，辽宁 大连 116000)

摘要 为提升船舶在复杂波浪工况下运动响应的预报精度，将数据驱动的长短期记忆网络(LSTM)与基于物理规律的计算流体力学(CFD)仿真方法相结合，构建出一种更具物理洞察能力的深度学习模型．首先，验证了LSTM网络针对船舶在波浪中运动响应时间序列数据预报的有效性．随后，基于高、低精度的CFD仿真结果提取关键的极值点信息，构建遵循基本物理规律的极值点差值数据集，并针对数据集特点搭建更为合理的深度LSTM网络架构，同时优化选择了模型超参数．最后，将所提出深度学习模型应用于预测与误差分析．结果表明：该模型在船舶波浪运动响应时域预报中效果良好，不仅能够在保持较低误差的同时将预测时长从2个运动周期增长至7个运动周期，而且提升了模型的物理合理性与泛化能力．

关键词 耐波性；时域；长短期记忆网络；物理规律；计算流体力学
中图分类号 U661.1 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2026)10-0096-07

Time-domain prediction of ship motion response based on long short-term memory network

SUN Zhe[1,2] *NAN Fang*[2] *JIN Jun*[2] *WEI Yuefeng*[1]
(1．Shanghai Key Laboratory of Ship Engineering，Shanghai 200011，China；
2．College of Naval Architecture，Dalian University of Technology，Dalian 116000，Liaoning China)

Abstract To improve the prediction accuracy of the motion response of ships under complex wave conditions，a data-driven long short-term memory (LSTM) network and a physics laws-based computational fluid dynamics (CFD) simulation method were combined to construct a deep learning model with more physical insight．First，the effectiveness of the LSTM network for predicting the time series data of the ship motion response in waves was verified．Then，based on the high-precision and low-precision CFD simulation results，key extreme point information was extracted，an extreme point difference dataset following basic physical laws was constructed，and a more reasonable deep LSTM network architecture was built according to the characteristics of the dataset，while the model hyperparameters were optimally selected．Finally，the proposed deep learning model was applied to the prediction and error analysis．Results show that a good performance is achieved by this model in the time-domain prediction of the ship wave motion response，which not only can the prediction duration be increased from 2 motion cycles to 7 motion cycles while a lower error is maintained，but the physical rationality and generalization ability of the model are also improved．

Key words seakeeping；time domain；long short-term memory network；physical laws；computational fluid dynamics

船舶耐波性是衡量船舶在波浪环境中运动响应的核心指标，也是船舶总体性能设计的关键考量，其直接影响船舶航行安全性和适航性以及海上作业的可行性．随着船舶工程技术发展，对耐波性预报提出了更高要求，要同时满足设计阶段快速精确的性能评估与实际作业中快速预报的需求．

收稿日期 2025-09-19．
作者简介 孙 哲(1986—)，男，教授，E-mail：zsun@dlut.edu.cn．
基金项目 上海市船舶工程重点实验室基金资助项目(SE202304，SE202304)．

目前研究预报船舶波浪运动响应的方法有模型试验、数值模拟及系统辨识等方法[1-2]．具体有以下几种方法．频域分析法[3-5]通过研究船舶在不同频率下的响应特性来进行预报；但是传统的纯频域线性分析方法在处理强非线性或剧烈波浪载荷时仍存在局限，往往只适用于波浪频率较低的环境．卡尔曼滤波法利用状态估计理论对船舶动态进行最优预测[6-8]，Trantafyllou 等[9-11]发现该方法的精度受海浪、船舶艏摇和噪声影响显著．时间序列分析法通过对历史数据建模进行预报，马洁等[12]基于自回归模型对船舶在波浪中的横摇运动进行时域预报，但该方法的自适应性低．基于卷积方法，如彭秀艳等[13]将监测的流场波形时历和脉冲响应函数做卷积以获得时历的运动姿态，但该方法核函数推导困难，难以运用于工程中．小波分析法预报船舶运动是重要的研究方向．李晖等[14]基于小波变换理论，实现船舶横摇运动的非线性时间序列分析与预报，但其自适应性差．基于神经网络的预报方法，凭借强大的学习能力捕捉船舶运动的复杂模式．Ferrandis 等[15]应用 LSTM 研究船舶在不规则波中的非线性运动；洪智超等[16]结合 LSTM，通过提取包络线等手段将船舶运动的预报转化为峰谷值的预报；Pena 等[17]则采用人工神经网络预测船舶横摇运动．

这类数据驱动模型的优势为仅通过训练数据完成学习建模，但其预测精度高度依赖训练数据的全面性，数据不足易产生误差．为此，研究者们正探索将物理洞察力融入神经网络，以增强模型的泛化能力，降低对大规模数据的依赖．Weymouth 等[18-19]提出的基于物理的学习模型，结合少量高质量实验数据，能显著提升预测精度并减少数据需求．

综上所述，并结合相关研究进展，船舶运动预报的未来趋势在于构建融合物理规律的学习模型．为此，本研究提出通过融合高、低保真度 CFD 仿真数据，将其嵌入通用学习模型，为模型注入物理洞察力．该策略旨在显著提升模型预测能力与泛化鲁棒性，最终目标是为实际工程提供成本更低、实用性更强的预报方案．

1　LSTM 预测模型与差值数据集构建

1.1　LSTM 神经网络

LSTM 神经网络方法用于解决传统循环神经网络在长序列数据处理问题上遇到的梯度消失和梯度爆炸，通过引入门控机制更有效地捕捉序列数据中的长期依赖关系[20]．其结构如图 1 所示，单元彼此循环连接，代替循环网络中普通的隐藏层，其核心在于多了三个门控单元，分别是遗忘门、输入门和输出门．图 1 中：x_t为当前时间步的输入数据；S_{t-1}和S_t分别为上一个时间步和当前时间步的细胞状态；h_{t-1}和h_t分别为上一个时间步和当前时间步的隐状态；f_t为遗忘门信号；i_t为输入门信号；g_t为候选细胞状态；o_t为输出门信号；σ为 Sigmoid 激活函数；tanh 为双曲正切激活函数．LSTM 通过三个门控机制协同更新记忆单元，能有效捕捉船舶波浪运动响应数据中的长期依赖关系，从而实现更准确的预测．

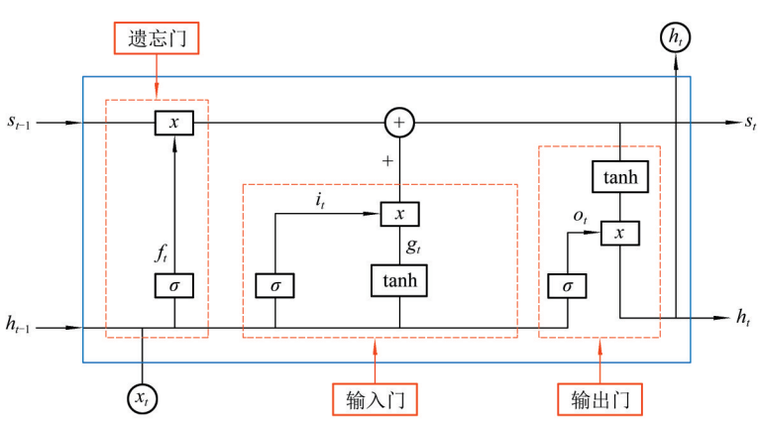


图 1　LSTM 基本结构示意图

1.2　差值数据集构建方法

通过结合大量低成本、低精度的 CFD 仿真数据与高精度 CFD 仿真数据，使模型既能反映船舶运动的物理规律，又能保持较低的计算开销．在此基础上，将数据与神经网络相结合，构建兼具预测精度与物理洞察力的深度学习模型．

将船舶运动响应看为波浪的参数，有

$$y_{\mathrm{A}}(b_j)=y_{\mathrm{R}}(b_j)+\varepsilon, \tag{1}$$

式中：b_j为第j个波浪特征参数(如波高、波周期等)；$y_{\mathrm{A}}(b_j)$为利用 STAR-CCM+软件，进行精确模

拟获得的高精度船舶运动数据，该结果与实际物理现象差距较小，能满足工程中的应用，因此可以作为准确数据；$y_R(b_j)$为构造的粗略船舶运动数学模型，进行粗糙模拟，例如采用无黏模型、减少网格数量等，获得结果虽然误差较大，但可以反映基本物理规律的船舶运动响应数据；ε为对应数据之间的误差.

1.3　模型介绍

为获取船舶运动响应数据，基于STAR-CCM对KCS(韩国集装箱船)船在特定海况下开展高保真CFD仿真．模型如图2所示，主要参数见表1，表中：K_{XX}为船体绕纵轴(X轴)惯性半径；B为船宽；K_{YY}为船体绕横轴(Y轴)惯性半径；K_{ZZ}为船体绕竖轴(Z轴)惯性半径；L_{pp}为垂线间长；B_{WL}为水线宽；T为吃水；∇为排水体积.



图2　模型尺度KCS模型图

表1　KCS船模主尺度

参数	模型尺度	实船尺度
缩尺比	1.000/31.599	1.000/1.000
L_{pp}/m	7.278 6	230.000 0
B_{WL}/m	1.109 0	32.200 0
T/m	0.341 8	10.800 0
∇/m^3	1.649	5.203×10^4
K_{XX}/B	0.40	0.40
K_{YY}/L_{pp}	0.25	0.25
K_{ZZ}/L_{pp}	0.25	0.25

1.4　边界条件及网格设置

计算域设置参考ITTC[21]国际拖曳水池会议推荐划分规则，入口边界距船体$1L_{pp}$～$2L_{pp}$，出口边界距船体$3L_{pp}$～$5L_{pp}$．同时由于计算模型KCS模型为对称结构，因此采用半船计算降低计算成本．最终计算域为长43 m、宽14 m、高12 m的长方体背景域，计算域边界条件及划分如图3所示，采用VOF (流体体积法)捕捉自由液面，为防止边界波浪反射对计算结果产生干扰，将四周消波区长度均设定为1倍波长.

网格划分采用STAR-CCM+中的自动网格．背景域使用切割体网格生成器、表面重构与自动表面修复；重叠网格区域在此基础上增加棱柱层网格，以更好刻画边界层．为在保证精度的同时提高计算效率，对船舶运动区域和自由液面进行局部加密．网格划分效果见图4.

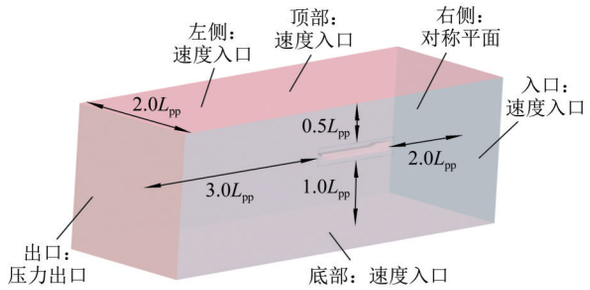


图3　计算域划分示意图

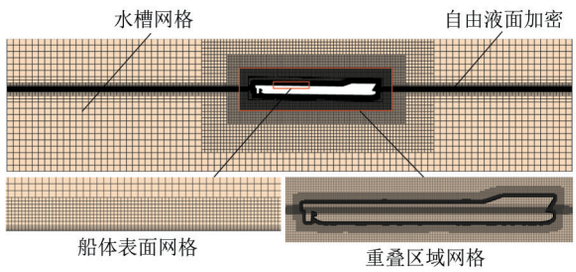


图4　网格划分示意图

1.5　网格收敛性分析和时间步无关性验证

针对2015 CFD会议[22]提供的规则波工况进行网格收敛性分析，航速为2.197 m/s，波高与波长之比(H/λ)为1/60，波长与船长之比(λ/L)为1.37．根据ITTC[21]推荐的网格无关性验证方法，形成三套代表粗、中、细的网格，以0.1 m为中网格的网格基础尺寸，网格细化比为$\sqrt{2}$．三种网格的基础尺寸和网格数量如表2所示.

表2　粗中细网格的基础尺寸和网格总量

网格类型	网格基础尺寸/m	网格总数量/10^7
粗网格	0.141	0.245
中网格	0.100	0.500
细网格	0.070	1.200

ITTC对CFD仿真的不确定分析方法给出了建议，即

$$R_k=\varepsilon_k/\varepsilon_{k-1},$$

式中：ε_k为中网格和粗网格计算物理量结果之差；ε_{k-1}为细网格与中网格计算结果之差；R_k为差值的比值，若$0<R_k<1$则代表网格结果单调收敛.

基于粗、中、细三套网格对验证工况开展数值模拟，时间步长均设置为0.004 s，取稳定段进行分析，结果如图5和表3所示，表中：ε_{kz}为纵摇情况下的ε_k；R_{kz}为纵摇情况下的R_k.

由表3分析可得数值结果已经单调收敛．通过图5可知：粗网格在结果上差距较大，而中网格和细网格可以较好适应该问题，且细网格相对中网格结果差距较小．后续仿真计算均选用中网格.

数值模拟精度在很大程度上取决于网格与时间

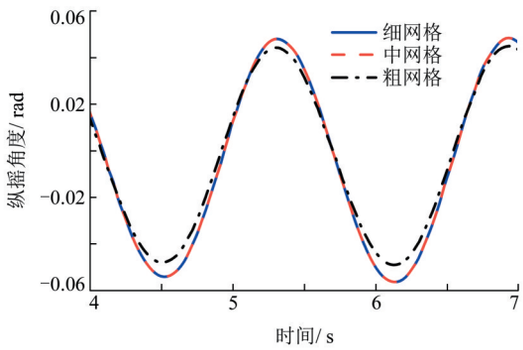


图5　粗中细三套网格下纵摇时历曲线

表3　粗中细三套网格计算结果及收敛性分析

	纵摇幅值/rad	ε_{kz}/rad	R_{kz}
粗网格	0.094 1		
中网格	0.101 9	0.007 8	
细网格	0.102 7	0.000 8	0.1

步长的选择．本研究参考ITTC建议[21]，选取时间步长均小于$0.01L_{pp}/U$(U为航速)，并基于基础尺寸为0.1 m的中网格，对0.010，0.004，0.001 s三个时间步长进行计算，结果如图6所示．在这三个不同时间步长下，0.010 s的计算结果存在明显偏差，而时间步长0.004 s的计算结果和时间步长为0.001 s的计算结果已经基本重合，偏差较小，因此综合考虑计算成本和计算精度要求选用0.004 s的时间步长进行计算．

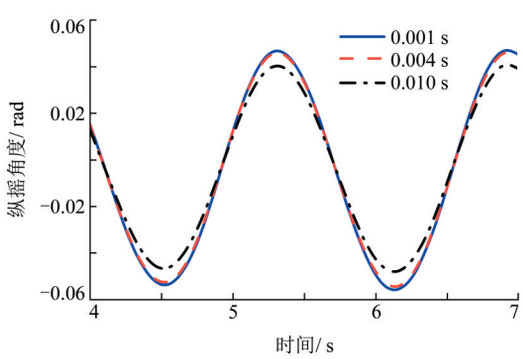


图6　不同时间步长下的纵摇运动时历运动曲线

1.6　数值模拟计算准确性验证

通过对比2015 CFD会议[22]提供的KCS在航速为2.197m/s，H/λ为1/60，λ/L为1.15的规则波下的运动响应结果来验证计算结果的准确性和可靠性，选用上述网格和时间步长设置对CFD数值模拟的计算结果进行准确性检验．

图7给出的是波长船长比为1.15入射波工况下的无量纲化的船舶运动纵摇响应时历曲线，图中：τ为物理时间和波浪遭遇周期(T_e)的比值；ζ_{pitch}为纵摇运动数值计算结果傅里叶级数展开得到的一阶幅值与波幅(A)和波数(k)乘积的比值．由图看出：波长船长比为1.15入射波工况下的CFD仿真结果和实验结果符合较好，而且CFD数值模拟结果和实验结果的均方根误差仅为0.09，表明CFD仿真结果与实验数据符合较好．通过上述分析可得，采用的计算设置和网格划分及时间步进行的CFD数值模拟满足准确性要求．

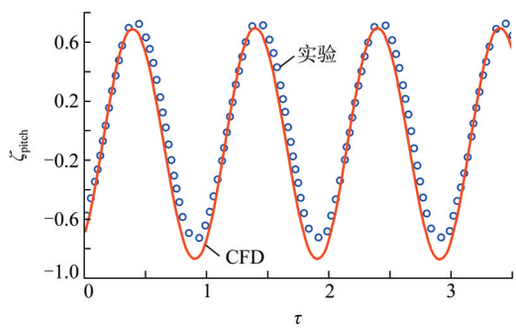


图7　纵摇数值模拟和实验结果对比

1.7　船舶运动响应数据获取

为获取高精度船舶运动响应数据，通过STAR-CCM+基于上述计算模型开展高保真的CFD仿真计算，计算工况选择极端海况7级海况(有义波高为6.0～9.0m)，数值仿真采用工况参数见表4，表中T_p为谱峰周期．

表4　仿真工况详细参数

参数	实尺度	模型尺度
海况	7	7
波浪谱	P-M谱	P-M谱
Fr	0.26	0.26
有效波高/m	7.000 0	0.221 5
T_p/s	12.13	2.16

图8给出了船首前19 m处浪高仪在10～25 s内获得的波高时历曲线．结果表明：在当前网格与参数设置下，数值模拟与理论波高符合良好，造波效果可靠．

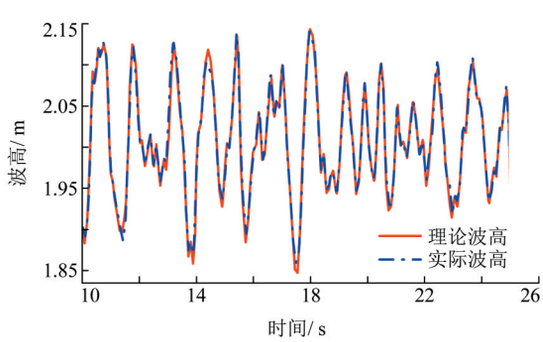


图8　高保真仿真船前浪高仪监测波高时历曲线

在此基础上，为降低计算成本并获取可反映主要物理规律的低精度数据，该模型将时间步长增大至0.04 s，缩小计算域，基础网格尺寸增至0.16 m，

并采用无黏模型以忽略黏性效应，网格总数约为60万．尽管精度有限，但该模型仍能较好地再现船舶在不规则波浪中的运动特征．

通过船舶运动时间序列中的局部极值点来还原船舶在波浪中的完整运动历程，提取高精度结果中的局部极值点作为高精度数据集$y_{\mathrm{A}}(b_j)$，低精度仿真结果则作为低精度数据集$y_{\mathrm{R}}(b_j)$，通过式(1)两者做差构建误差(ε)数据集，作为船舶在波浪中时域预报数据集．构建数据集过程如图9和图10所示，图中P_ε为船舶在波浪中的纵摇运动响应误差．

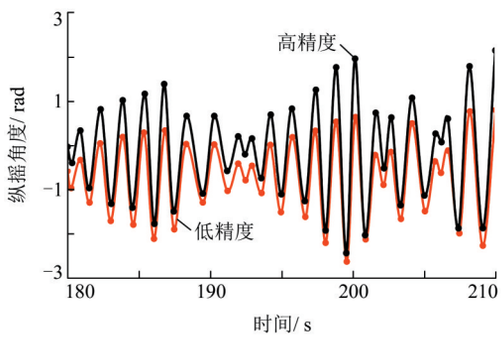


图9　纵摇运动提取高、低精度对应值点

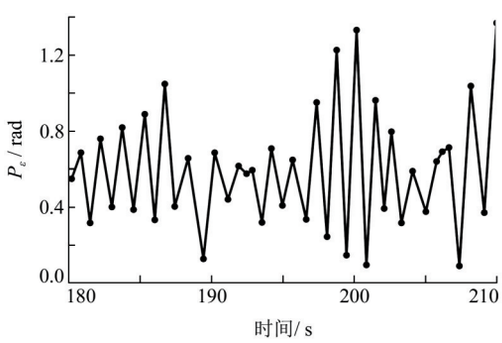


图10　纵摇运动时序误差数据集

2　差值模型LSTM搭建

相较于普通LSTM模型，深度LSTM能够逐层提取输入序列中不同层次的特征，从而捕获更为复杂和抽象的信息，并显著增强模型的表示能力．因此采用深度LSTM网络来处理序列数据，模型由五层LSTM构成：首层512个单元的LSTM层，随后两层256单元、一层128单元，均返回完整序列；最后为64单元LSTM层，仅输出最后一个时间步．每层后接Dropout层，丢弃率为0.2以防止过拟合．输出层为无激活函数的全连接层，适用于回归任务，采用Adam优化器和均方误差损失．

本研究的预测部分采用滚动预测方法．其核心思想是利用历史数据训练模型，并通过逐步将预测结果作为新的输入数据，以迭代的方式不断预测未来值．随着时间的推移，预测窗口会相应前移，确保模型始终基于最新的信息进行预测，从而提高了预测的时效性和准确性．

为确保预测结果的稳定性与可靠性，须选择合适的模型参数、超参数．模型参数在训练过程中自动更新生成，无须手动调整．选取的关键超参数有以下几个．

a．回溯窗口(look_back)，代表模型使用的历史数据长度，即向过去回溯的时间步数，值较小可以使模型更加敏感但容易引入噪音，而值较大则可以平滑数据但会丧失一些灵敏度．

b．批次大小(batch_size)，指训练所使用的样本数量，较小的batch_size可以使模型具有更强的泛化能力，但会引入梯度噪声，这有时有助于模型跳出局部最优解，从而找到更好的全局解，但太小的batch_size可能导致训练过程变得不稳定．

c．训练轮数(epochs)，代表模型的训练轮数即整个训练数据集被模型完整地遍历的次数，并据此进行了权重更新，太少的迭代次数可能导致模型欠拟合，而太多的迭代次数则可能导致过拟合．

图11～13展示了不同回溯窗口、批次大小和训练轮数下的实验预测结果．根据图示结果选定超参数：回溯窗口取10、批次大小取2、训练轮数取500．

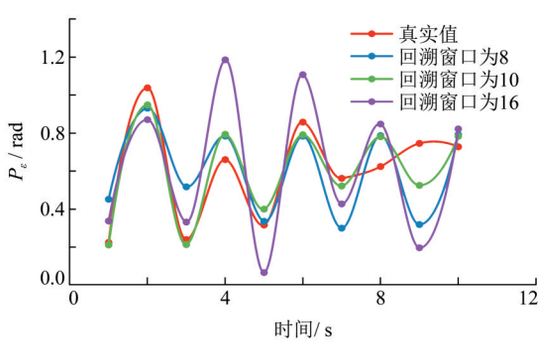


图11　不同回溯窗口的预测结果

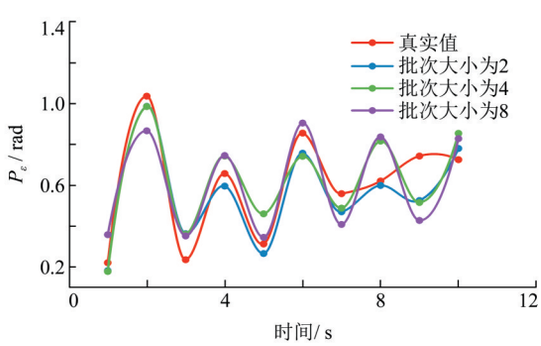


图12　不同批次大小的预测结果

为验证所构建深度LSTM神经网络模型的泛化能力，选取时间段0～72 s作为训练集进行预报，

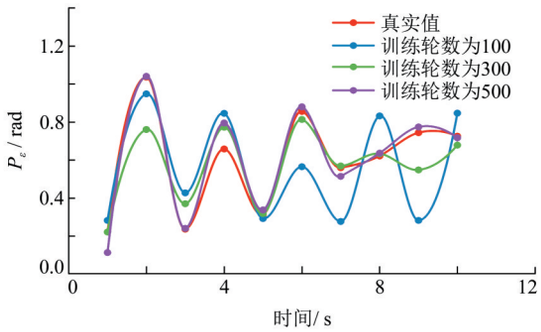


图 13　不同训练轮数的预测结果

结果如图 14 所示．可以看出模型的预测结果与真实值符合良好，这表明所构建的深度 LSTM 神经网络模型具备一定的泛化能力．

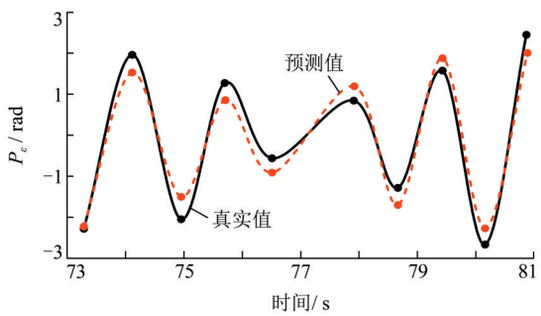


图 14　0~72 s 作为训练集的预报结果

3　差值模型时域预测结果分析

利用前述构建的深度 LSTM 神经网络模型，对船舶波浪运动响应中提取出的极值点偏差值数据集进行训练．将 0～230 s 内的极值点偏差值数据集作为训练集，而将后续的 20 个极值点即对应 230～235 s 作为测试集，并通过滚动预测方法对其进行预测，预测结果如图 15 所示，图中：真实值为高、低精度数值模拟对应极值点误差值；H_ε 为船舶在波浪中的升沉运动响应误差．

在获得极值点偏差值的预测结果后，将其与低精度 CFD 计算结果叠加，从而得到基于物理规律的深度学习模型对船舶波浪运动响应的时域预报结果．该预测结果与直接基于高精度 CFD 方法获得的结果之对比，如图 16 所示．

表 5 为预测结果误差，由表 5 可知：尽管直接对极值点误差数据集进行预测所得的绝对误差仍较大，但该误差值本身源于能够反映基本物理规律的低精度 CFD 仿真结果．因此，当将预测的误差值与低精度 CFD 结果求和后，所得的船舶运动响应极值点预测结果与高精度 CFD 仿真结果之间的绝对误差显著降低．

为深入分析基于物理规律的深度学习模型的预报性能，将通过提取极值点信息构建的误差数据集预测结果和直接基于高精度 CFD 结果构成的数据集进行模型训练且预测的结果进行对比，结果如图 16 所示．由图可见：直接基于高精度 CFD 结果进行预测基本只能预测一个波周期，继续预测就会由于误差累积逐渐失去精度．通过搭建提取极值点后的高低精度误差数据集作为船舶在波浪中时域预报数据集，并通过本研究搭建的基于物理规律的深度学习模型进行船舶在波浪中运动响应时域预报，可以预报多个波浪周期后的运动响应．预报时间跨度相较直接基于全部高精度仿真结果数据集从 1 s 左右增长至 10 s，即从 2 个运动周期增长至 7 个运动周期，大幅延长了预测时长．

综上，基于物理规律的深度学习模型通过提取极值点信息显著延长了预测时长；同时，利用低精度 CFD 模拟可在保持可接受精度的前提下降低计算成本并提升整体预测效率．

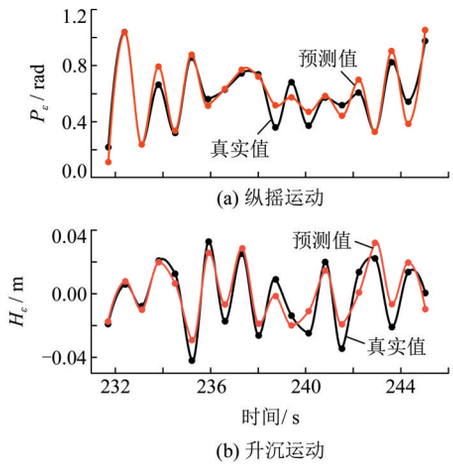
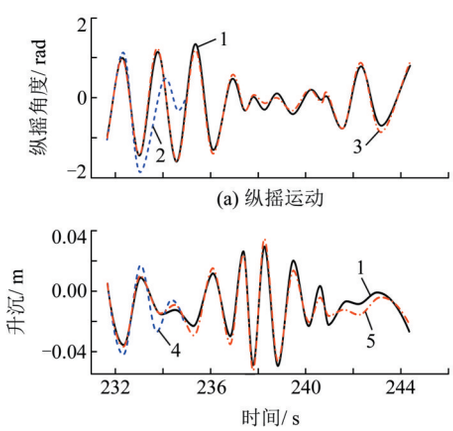


图 15　差值极值点预测结果



1—高精度计算结果；2—直接基于高精度预测结果(结果 1)；3—提取极值点预测结果(结果 3)；4—直接基于高精度预测结果(结果 2)；5—提取极值点预测结果(结果 4)．

图 16　纵摇运动和升沉运动的预测结果

表5　预测结果误差

序号	均方误差	均方根误差	残差平方和	平均绝对百分比误差/%
1	0.006 40	0.080 4	0.129 0	12.85
2	0.000 02	0.004 5	0.000 4	24.10
3	0.007 50	0.086 4	0.149 2	6.57
4	0.000 02	0.004 5	0.000 4	10.60

4　结论

a．本文深度LSTM神经网络充分利用了LSTM神经网络在时序建模中的优势，深入分析船舶在波浪中运动响应时间序列数据的特性，实现了船舶在波浪中航行时的运动响应时域预报．

b．通过高精度和低精度的CFD仿真技术，并提取关键的极值点信息，构建了一个遵循基本物理规律的极值点差值数据集．针对该数据集进行预测，其预测效果更为显著且有效提升了时域预报的时间跨度．

c．通过构建遵循基本物理规律的极值点差值数据集进行预测，可以大幅减少计算的时间．对于工程应用来说意义深远，既可以保证精度，又可以减少作业时间．随着计算机技术的持续进步，未来有望探索更为高效的算法和优化技术，进一步提升CFD与深度学习结合预测模型的综合性能．

参　考　文　献

[1] 张杰，张印，郭贺．KCS迎浪中耐波性的CFD数值模拟[J]．船舶工程，2020，42(6)：32-35，40．

[2] 侯先瑞．基于支持向量回归机的波浪中船舶运动辨识建模研究[D]．上海：上海交通大学，2017．

[3] 石禹琨，吴志静，陈永訢，等．船舶在多种海况中的运动响应研究[J]．江苏船舶，2025，42(5)：6-8．

[4] ZHAO J X，ZHAO Y，ZOU L．A fully adaptive time-frequency coupling model using self-attention mechanism based on deep operator network for very short-term forecasting of ship motion[J]．Physics of Fluids，2024，36(10)：102119．

[5] PEI Y，BISWAS S，FUSSELL D S，et al．An elementary introduction to Kalman filtering[J]．Communications of the ACM，2019，62(11)：122-133．

[6] ALJAMAL M A，ABDELGHAFFAR H M，RAKHA H A．Kalman filter-based vehicle count estimation approach using probe data：a multi-lane road case study [C]// Proc of 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference．Auckland：IEEE，2019：4374-4379．

[7] CAI L R，ZHANG Z C，YANG J J，et al．A noise-immune Kalman filter for short-term traffic flow forecasting [J]．Physica A：Statistical Mechanics and Its Applications，2019，536：122601．

[8] ZHOU T，JIANG D Z，LIN Z Z，et al．Hybrid dual Kalman filtering model for short-term traffic flow forecasting[J]．IET Intelligent Transport Systems，2019，13(6)：1023-1032．

[9] TRIANTAFYLLOU M，ATHANS M．Real time estimation of the heaving and pitching motions of a ship，using a Kalman filter[C]// Proc of the IEEE OCEANS '81 Conference．Boston：IEEE，1981：1090-1095．

[10] TRIANTAFYLLOU M，BODSON M，ATHANS M．Real time estimation of ship motions using Kalman filtering techniques[J]．IEEE Journal of Oceanic Engineering，1983，8(1)：9-20．

[11] TRIANTAFYLLOU M S，BODSON M．Real time prediction of marine vessel motions，using Kalman filtering techniques[C]// Proc of Offshore Technology Conference．Houston：OTC，1982：OTC-4388-MS．

[12] 马洁，李国斌．船舶横摇运动的时间序列预报[J]．北京机械工业学院学报(综合版)，2006，21(1)：4-7．

[13] 彭秀艳．船舶运动姿态在线预报及仿真技术研究[D]．哈尔滨：哈尔滨工程大学，2006．

[14] 李晖，郭晨，李晓方．基于小波变换理论的船舶横摇运动分析与预测[J]．大连海事大学学报，2010，36(1)：5-8．

[15] DEL ÁGUILA FERRANDIS J，TRIANTAFYLLOU M S，CHRYSSOSTOMIDIS C，et al．Learning functionals via LSTM neural networks for predicting vessel dynamics in extreme sea states[J]．Proceedings：Mathematical，Physical and Engineering Sciences，2021，477(2245)：1-18．

[16] 洪智超，丁羿杰，刘蕾，等．一种改进的LSTM船舶运动极短期预报方法[J]．船舶力学，2025，29(9)：1383-1396．

[17] YASSINE A，SHIRMOHAMMADI S，PIURI V．IEEE CIVEMSA 2014 - computational intelligence and virtual environments for measurement systems and applications[J]．IEEE Computational Intelligence Magazine，2014，9(3)：10-11．

(下转第 117 页)