文章编号：1007−7294(2026)09−1461−12

基于 CNN-BiLSTM 预测的船舶姿态补偿设计

王　娟[1,2]，江宗兵[1,3]，屈秋霞[1]，李　鹏[2]
（1. 沈阳建筑大学 电气与控制工程学院，沈阳 110168；2. 中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室，沈阳 110169；3. 太重集团榆次液压工业（济南）有限公司 自动化部，济南 250100）

摘要：船舶在海上作业时会受到波浪的扰动，造成船舶多自由度的复合运动，极大影响船舶在海上作业时的稳定性。因此，本文提出一种 CNN-BiLSTM 融合的预测模型，对船舶姿态进行实时预测，并设计双层 Stewart 平台补偿机构，以实现对船舶运动的有效补偿。为消除传感器延时与噪声的干扰，首先用 SG 滤波器（Savitzky-Golay）对南海采集到的 2011 个船舶姿态样本数据进行滤波，并使用 CNN-BiLSTM 融合预测模型对姿态数据进行预测，该模型显著提升了船舶姿态预测的精度。进一步通过闭环矢量法构建平台运动学模型，利用预测后的数据对双层 Stewart 平台进行补偿，实现底层平台模拟波浪扰动与顶层平台动态补偿的协同控制。实验数据表明，该研究能够取得良好的船舶姿态补偿效果，为海上无人机平稳降落提供了可行的解决方案。

关键词：船舶姿态预测；双层 Stewart 平台补偿系统；CNN-BiLSTM 预测
中图分类号：U664.82　　**文献标识码：**A　　**doi:** 10.3969/j.issn.1007−7294.2026.09.006

Compensation design of ship attitude based on CNN-BiLSTM prediction

WANG Juan[1,2], *JIANG Zong−bing*[1,3], *QU Qiu−xia*[1], *LI Peng*[2]
(1. School of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China; 3. Taiyuan Heavy Machinery Group Yuci Hydraulic Industry (Jinan) Co., Ltd., Automation Department, Jinan 250100, China)

Abstract: During maritime operations, ships are subject to wave-induced disturbances, resulting in complex multi-degree-of-freedom motions that severely affect the stability of ships during offshore operations. To address this challenge, this study proposes a CNN-BiLSTM hybrid prediction model for real-time ship attitude forecasting and designs a dual-layer Stewart platform compensation mechanism to mitigate ship motion effects. To overcome sensor latency and noise interference, 2011 ship attitude samples collected in the South China Sea were first filtered using a Savitzky-Golay (SG) filter. The processed data were then fed into the CNN-BiLSTM hybrid prediction model, which significantly improved the accuracy of attitude prediction. Furthermore, a platform kinematic model was established using the closed-loop vector method. The predicted data were utilized to compensate the dual-layer Stewart platform, enabling coordinated control between the lower platform (simulating wave disturbances) and the upper platform (performing dynamic compensation).

收稿日期：2026−03−16
基金项目：机器人学国家重点实验室开放基金（2024-O22）；辽宁省国际产业技术研发项目（2025JH2/101900038）
作者简介：王　娟（1984–），女，博士，副教授，E-mail：wangjuan@sjzu.edu.cn。

Experimental results demonstrate that the proposed approach achieves effective ship attitude compensation and provides a feasible solution for stable landing operations of unmanned aerial vehicles (UAVs) at sea.

Key words: ship attitude prediction; dual-layer Stewart platform compensation system; CNN-BiLSTM prediction

0 引 言

船舶在波浪中的运动具有低频、大幅值、多自由度耦合的特点,其俯仰、横滚和偏航运动对舰载无人机海上降落会造成极大干扰,船舶姿态补偿技术可以提升作业的安全性和效率[1−3]。为解决此问题,Cai 等[4] 设计了一种基于速度前馈补偿器的滑模双闭环控制器,通过对位姿的高精度跟踪控制提高了 Stewart 平台的动态性能。Zhou 等[5] 针对舰载 Stewart 平台设计了一种基于滤波的滑模反步控制器,有效地抑制了舰船运动引起的扰动。Zhang 等[6] 设计了一种跟踪船舶升沉运动的反演控制方法,并采用粒子群算法对控制参数进行优化,显著提高了姿态补偿的效率。张琴等[7] 采用改进麻雀搜索算法(CCRSSA)优化 PID 控制方法,该方法更适合用于复杂海况下船舶姿态补偿平台的控制。常宗瑜等[8] 建立的模型考虑到了液压部件的动态性能,并利用 PID 控制算法进行仿真,该方法能将纵摇角度补偿到 1°以下,证明了该方法的有效性。

然而,船舶姿态传感器及平台执行机构固有的测量噪声与延时,会导致测量姿态滞后于真实姿态,因此在进行船舶姿态补偿之前,对船舶姿态进行预测,可以主动抵消延迟带来的影响。Gong 等[9] 使用 LSTM 模型对风速进行预测,解决了长时间序列的梯度消失和梯度爆炸问题。尚凡成等[10] 提出一种生成式对抗思想的 LSTM 模型,预测精度优于传统的 AR 模型与 LSTM 模型。张彪等[11] 提出了基于极限学习机、经验模态分解和长短期记忆神经网络的组合预测模型,实现对船舶运动姿态更加准确的预测。陈占阳等[12] 采用 LSTM 模型对船舶运动进行实时预测,该方法在非线性船舶运动预测方面表现良好。Wang 等[13] 提出了 Bi-LSTM-TPA 混合模型,该模型同时提取正、反向横摇角序列的特征,提高了对船舶横摇角的预测精度。朱沛樵等[14] 采用两个独立的 GRU 对船舶纵摇和垂荡进行预测,预测结果表明在超前预报时间达到 10 s 时,仍可以保持很高的预测精度。Zhang 等[15] 融入了注意力机制,并改进了耦合的卷积神经网络与长短期记忆网络架构,用于预测无人艇的横摇运动。Yuan 等[16] 提出麻雀搜索算法优化的 BiLSTM,能够准确捕获全局最优的解决方案,提高船舶运动预测的准确性。这些预测模型虽能有效提升预测精度,但大多未能与波浪补偿系统结合进行验证。

综上所述,一方面,单一的控制方法受限于传感器及补偿系统执行机构存在的延迟,导致补偿系统可能出现补偿信号迟滞;另一方面,普通 LSTM 预测模型难以准确对船舶姿态实现精准预测,且姿态预测模型未充分与补偿机构结合。因此,本文研究了波浪扰动环境下船舶姿态预测控制问题,设计了基于 CNN-BiLSTM 预测的双层 Stewart 平台船舶姿态补偿系统。具体贡献如下:

(1)将卷积神经网络(CNN)与 BiLSTM 进行融合,强化对数据特征提取的能力和对数据前后文的感知力,实现对船舶姿态的准确预测。(2)对 Stewart 平台进行运动学分析,并在 Simulink Multibody 中构建双层 Stewart 可视化模型,顶层的补偿平台能够根据底层干扰平台的扰动实时运动,实现船舶姿态补偿,保证了补偿平台的稳定性。(3)将 CNN-BiLSTM 预测模型与双层 Stewart 补偿系统进行集成,预测模型根据期望位姿与实际位姿的差值调整预测步长,从而减小传感器噪声及执行机构延迟的影响,实现对船舶姿态的精确补偿。

本文首先构建了基于 CNN-BiLSTM 的姿态预测模型。在实验中采用滤波器对南海采集到的 2011 个船舶姿态数据进行滤波,然后使用该预测模型对船舶姿态进行预测,预测结果显示该模型显著提高了船舶姿态预测的精度。通过对船舶姿态进行实时预测,可以减轻补偿信号滞后对补偿机构的影

响, 进一步使用闭环矢量法构建双层 Stewart 平台, 利用预测后的数据对双层 Stewart 平台进行补偿, 实现底层平台模拟波浪扰动与顶层平台动态补偿的协同控制, 为进一步测试补偿系统在其他场景下的表现, 采用 MSS 工具箱模拟了五级海况下的船舶姿态并进行补偿, 补偿结果验证了系统的有效性。

1 基于 CNN-BiLSTM 的预测模型

1.1 CNN-BiLSTM 模型设计

为消除姿态传感器带来的延时和传感器噪声的影响, 本文设计 CNN-BiLSTM 融合模型对船舶姿态数据进行短时预测, 使 Stewart 船舶姿态补偿系统能够实现对船舶姿态变化的快速响应, 从而达到精确补偿的目的。

在卷积神经网络中, 卷积层为 CNN 的核心部分, 卷积层通过卷积核滑动进行卷积操作, 自动学习并提取局部特征[17]。卷积计算公式如下

$$Y_j = f\left(\sum W_{ij} \otimes X_i + b_j\right) \tag{1}$$

式中: X_i、Y_j分别为输入矩阵和输出矩阵, f为激活函数, W_{ij}为卷积核, b_j为偏置项, $\otimes$为卷积操作。

池化层可以实现卷积层输出的降采样, 降低中间隐含层的维度, 能够在减少接下来各层计算量的同时保留重要特征。池化层一般采用最大池化或平均池化, 本文采用最大池化, 公式为

$$p_{l(i,j)} = \max_{(j-1)w<t<jw}\left(a_{l(i,t)}\right) \tag{2}$$

式中: $a_{l(i,t)}$表示第l层中第i个特征图的第t个神经元; w表示卷积核的宽度; j表示第j个池化核, $p_{l(i,j)}$表示经过池化后, 该特征图在第j个池化窗口内的输出值。池化操作在时间维度上以窗口 w为步长滑动, 且窗口内的位置t满足 $(j-1)w < t < jw$。

BiLSTM 是一种循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的变体, 它能够在处理序列数据时考虑前后信息。其基本结构是由两个 LSTM 组成的, 一个按时间步从前到后处理序列(前向 LSTM), 另一个按时间步从后到前处理序列(后向 LSTM)。这样, 每个时间步的输入将同时考虑过去和未来的上下文信息。BiLSTM 在 LSTM 运算的基础上对正向 LSTM 与反向 LSTM 的隐藏状态进行合并, 通常的合并方法是将正向与反向的隐藏状态拼接为一个更大的向量求平均, 来获得Y_t作为当前时间步的最终输出值。计算过程如下

$$Y_t = \overrightarrow{\boldsymbol{W}}_t \cdot \overrightarrow{h}_t + \overleftarrow{\boldsymbol{W}}_t \cdot \overleftarrow{h}_t + b_Y \tag{3}$$

式中: $\overrightarrow{\boldsymbol{W}}_t$、$\overleftarrow{\boldsymbol{W}}_t$分别为$t$时间步正向隐藏状态$\overrightarrow{h}_t$与反向隐藏状态$\overleftarrow{h}_t$的合并权重矩阵, b_Y为合并偏置项。通过可学习的权重对两个方向的信息进行组合, 使模型能够在船舶姿态急剧变化时, 后向 LSTM 提供的逆向预测有助于模型感知后续走势, 从而修正前向 LSTM 可能产生的滞后偏差。

CNN-BiLSTM 融合模型在船舶姿态预测中的核心原理是通过 CNN 对船舶运动数据的局部动态特征进行多尺度感知, 并结合双向 BiLSTM 对数据上下文的全方位建模, 从而实现对船舶姿态复杂非线性演化规律的高精度捕捉。CNN-BiLSTM 预测模型基本结构如图 1 所示。

预测具体流程如下: 首先, 原始船舶姿态数据(以俯仰数据为例)经过归一化处理后, 通过滑动窗口构建为时间片段样本。CNN 层利用一维卷积核在时间维度上滑动, 提取船舶姿态的局部波动, 卷积后的高维特征通过池化层压缩冗余信息, 保留关键姿态状态。随后 BiLSTM 层接收 CNN 提取的时序特征, 通过前向 LSTM 从历史到未来方向建模船舶姿态的变化趋势, 同时后向 LSTM 从未来到历史方向逆向挖掘隐含的时序关系。BiLSTM 进一步通过全连接层映射为未来时刻的姿态预测值, 最终得到船舶姿态的预测结果。

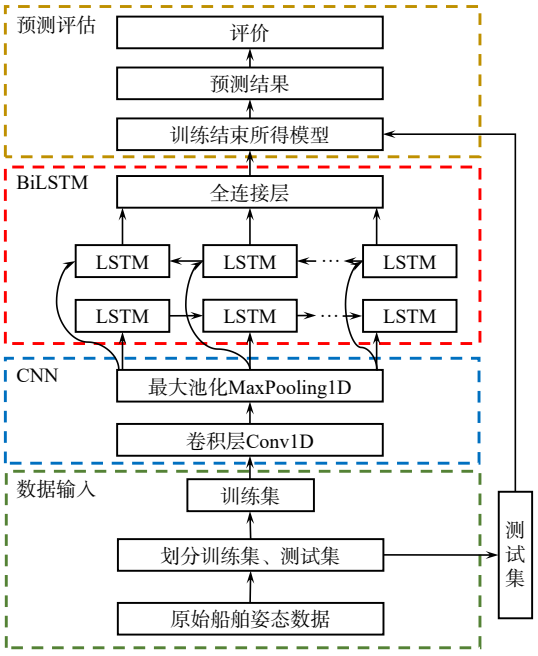


图 1 模型预测流程图

Fig.1 Model prediction process

1.2 参数设置

超参数的选择对模型预测结果的精度有直接的影响。CNN-BiLSTM 模型超参数包含卷积层数、卷积核大小、学习率、迭代次数等。

时间序列预测中，采用一维卷积层可以很好地让模型学习到复杂的时序特征，且更大的感受野可以捕捉更长时间跨度的依赖关系，过多的层数会增加模型复杂程度及参数体量，加大训练难度，并带来较高的过拟合风险。在实验中，一维卷积层采用两层，卷积核大小为 3。训练集与测试集划分的比例为 8∶2，选择 Adam 作为优化器，学习率为 0.001，选择 MSE 作为损失函数，Batch size 设置为 32，最大迭代次数设定为 100 次。

采用 CNN-BiLSTM 预测模型对船舶姿态进行预测，可以有效减小传感器及补偿平台执行机构延迟造成的补偿信号迟滞影响，将预测后的数据输入到补偿系统，从而验证补偿的稳定性。

2 双层 Stewart 平台设计

2.1 双层 Stewart 平台系统结构

Gough-Stewart 平台通常简称为 Stewart 平台，是一种具有六自由度的并联机械系统，在仿真和精密领域应用广泛[18]。本文提出了一种基于双层 Stewart 机构的船舶姿态补偿系统。该系统的核心结构由上下两个六自由度 Stewart 平台构成，其中底层平台用于模拟波浪扰动下的船舶姿态，称作干扰平台；而顶层平台则负责对底层运动进行实时监测与动态补偿，称作补偿平台[19]。结构如图 2 所示：

每层 Stewart 平台由下平台、上平台和 6 个执行机构组成。干扰平台固定在基座上，上平台通过 6 个执行机构与下平台相连。控制 6 个执行机构伸缩可以驱动干扰平台产生六自由度的运动，模拟海浪对补偿平台的扰动。补偿平台与干扰平台的结构相同，同样由上平台、下平台和 6 个执行机构组成。通过对干扰平台的位姿反解，实时调节执行机构的运动状态，使补偿平台产生与干扰平台相反的位姿变化，最终达到运动补偿的目的。

2.2 双层 Stewart 平台运动学

当补偿平台绕X轴、Y轴、Z轴做俯仰、横滚、偏航运动时，可通过坐标旋转矩阵将干扰坐标系中的点在补偿坐标系中表示出来，基坐标系以基座圆心为原点建立，以便在同一坐标系下运算。旋转矩阵$\boldsymbol{R}$可以表示为

$$\boldsymbol{R}=\boldsymbol{R}_x(\alpha)\boldsymbol{R}_y(\beta)\boldsymbol{R}_z(\gamma)=\begin{bmatrix} c\beta c\gamma & s\alpha s\beta c\gamma-c\alpha s\gamma & c\alpha s\beta c\gamma+s\alpha s\gamma \\ c\beta s\gamma & s\alpha s\beta c\gamma+c\alpha s\gamma & c\alpha s\beta c\gamma-s\alpha s\gamma \\ -s\beta & s\alpha c\beta & c\alpha c\beta \end{bmatrix} \tag{4}$$

式中：$c\alpha=\cos\alpha, s\alpha=\sin\alpha$。

为建立双层 Stewart 平台的运动学模型，需要确定其坐标系。双层 Stewart 平台的坐标系如图 3 所示。在 Stewart 的干扰平台上建立干扰坐标系$\{B\}$；基座平台上建立基坐标系$\{G\}$；上层 Stewart 补偿平台上建立补偿坐标系$\{P\}$。补偿平台和干扰平台的直径均为 1200 mm，电动缸的初始长度为 1764 mm。

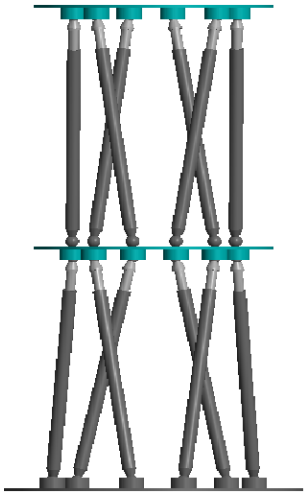


图 2　双层 Stewart 平台结构图

Fig.2　Double-layered Stewart platform

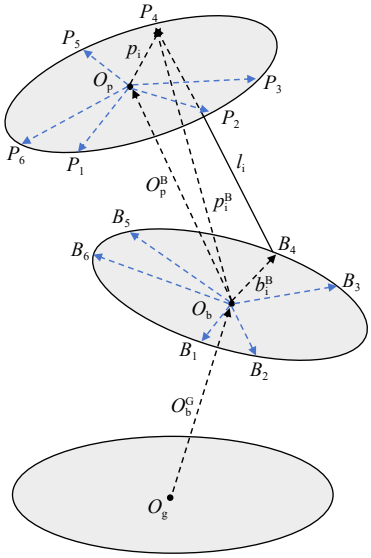


图 3　双层 Stewart 平台坐标系

Fig.3　Coordinate system of stewart platform

由此可得补偿平台各铰点在补偿坐标系中的位置关系如图 4 所示，执行机构通过球铰固定在平台上。上平台各铰点的坐标为

$$\begin{aligned} P_1&=(-424.59,-424.59,-50) & P_2&=(424.59,-424.59,-50)\\ P_3&=(580,-155.41,-50) & P_4&=(155.41,580,-50)\\ P_5&=(-155.41,580,-50) & P_6&=(-580,-155.41,-50)\end{aligned}$$

同理可得干扰平台各铰点在干扰坐标系中的位置关系如图 5 所示。干扰平台各铰点的坐标为

$$\begin{aligned} B_1&=(-155.41,-580,50) & B_2&=(155.41,-580,50)\\ B_3&=(580,155.41,50) & B_4&=(424.59,424.59,50)\\ B_5&=(-424.59,424.59,50) & B_6&=(-580,155.41,50)\end{aligned}$$

因此，补偿平台$\{P\}$上一点P_i在干扰平台$\{B\}$下的表示为${}^{\mathrm{B}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{P}}{}^{\mathrm{P}}p_i$。Stewart 平台运动学逆解是已知平台姿态求各个杆的长度，最常用的运动学逆解方法为闭环矢量法。船舶姿态补偿系统的第i根电动缸的杆向量可以通过图 3 分析获得，表达式如下

$$l_i={}^{\mathrm{B}}p_i-{}^{\mathrm{B}}b_i={}^{\mathrm{B}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{P}}{}^{\mathrm{P}}p_i+{}^{\mathrm{B}}O_{\mathrm{P}}-{}^{\mathrm{B}}b_i \tag{5}$$

式中：l_i为补偿系统中第i根执行机构的杆向量；${}^{\mathrm{B}}\boldsymbol{R}_{\mathrm{P}}$为坐标系旋转矩阵；${}^{\mathrm{P}}p_i$为补偿平台虎克铰点的坐标；${}^{\mathrm{B}}b_i$为干扰平台上的虎克铰点的坐标；${}^{\mathrm{B}}O_{\mathrm{P}}$为补偿平面原点。

假设传感器检测到的干扰平台实时位姿为θ_{B}，动平台的期望位姿为θ_{P}，根据补偿需求，θ_{B}和θ_{P}的关系应为

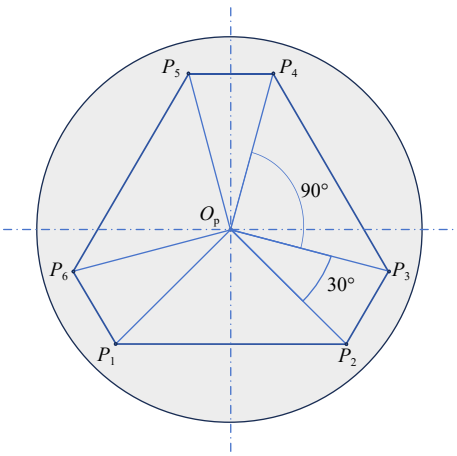


图 4 补偿平台铰点在坐标系中的位置图

Fig.4 Compensation platform joints in the coordinate system

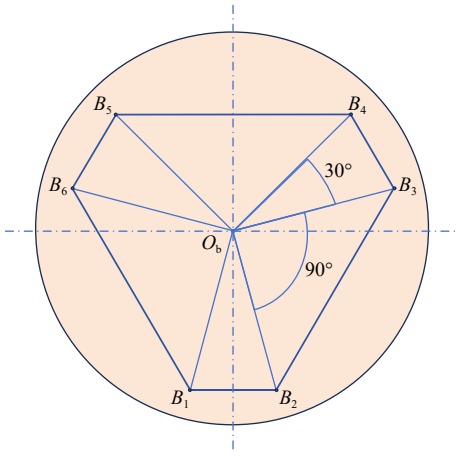


图 5 干扰平台铰点在坐标系中的位置图

Fig.5 Moving platform joints in the coordinate system

$$\theta_{\mathrm{P}} = -\theta_{\mathrm{B}} \tag{6}$$

将期望位姿θ_{P}代入式(5)所建立的运动学逆解方程可求得补偿平台的执行机构的期望长度l_{P}为

$$l_{\mathrm{P}} = f(\theta_{\mathrm{P}}),\ (i = 1,2,\cdots 6) \tag{7}$$

设此时补偿平台的实际位姿为θ_{T}, 当前时刻为t_0, 由于系统存在延迟, 因此θ_{P}会滞后于θ_{B}, 则期望位姿与实际位姿的差$\Delta\theta$为

$$\Delta\theta = \theta_{\mathrm{T}} - \theta_{\mathrm{P}} \tag{8}$$

CNN-BiLSTM 模型的预测步长ΔN为

$$\Delta N = f_0 \cdot (t_0) \tag{9}$$

式中: f_0为 CNN-BiLSTM 模型的输入调整函数, 该函数负责计算输入 CNN-BiLSTM 模型数据的间隔大小, 以实现对 CNN-BiLSTM 模型预测步长的调整。

CNN-BiLSTM 模型的预测输出为$\theta(t_0 + \Delta N)$, 则此时姿态预测模型的输出补偿量为

$$\theta_{\mathrm{C}} = \theta(t_0 + \Delta N) \tag{10}$$

所以, 要实现对船舶运动的实时补偿, 在t_0时刻输入给运动学逆解模型的位姿数据应为

$$\theta_{\mathrm{I}} = \theta_{\mathrm{C}} \tag{11}$$

CNN-BiLSTM 预测模型会根据补偿平台期望位姿与实际位姿的差, 进行实时预测, 从而减小系统延迟对补偿性能的影响。预测后的姿态数据代入式(5), 从而求出六个驱动机构的长度矢量, 进而求得期望的驱动机构长度。

3 实验与分析

通过上述分析, 已经得到了用于姿态预测的 CNN-BiLSTM 模型, 并且完成了对 Stewart 平台的运动学建模, 下面首先以船舶俯仰姿态(Pitch)作为示例进行预测。船舶运动姿态的数据是由飞控(PX4)传感器在我国南海一艘 11 000 吨级的海巡船上采集得到。数据选取 100 s 内的 2011 个样本值, 其中训练样本占比 80%。

3.1 数据预处理

传感器在数据采集过程中会受到干扰, 所以首先对原始数据进行滤波操作。SG(Savitzky-Golay)滤波器是一种数字信号滤波方法, 广泛应用于数据分析、信号处理等领域[20]。其基本原理是以滑动窗

口的形式在信号上移动，在每个窗口中通过拟合多项式来估计窗口中心数据的数值，工作原理如图 6 所示。

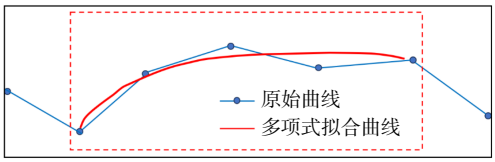


图 6　SG 滤波器原理图

Fig.6　Schematic diagram of SG filter fitting

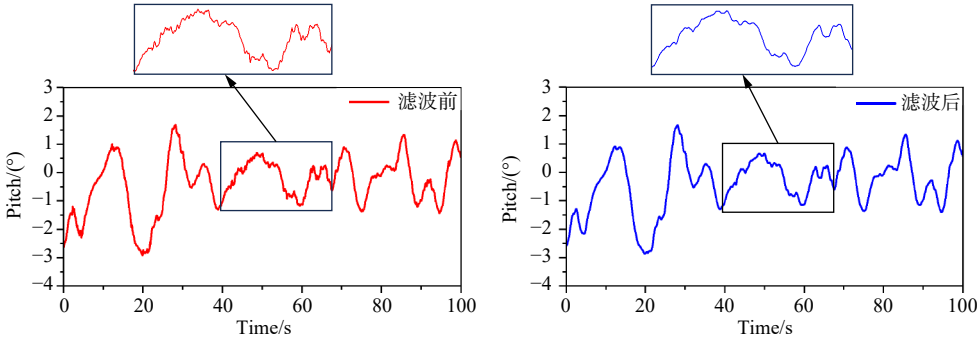
假设$X[n]$表示信号的多个样本，对于窗口内$2M+1$个数据点可以用最小二乘法来拟合一个P次多项式

$$P(n)=\sum_{p=0}^{P}\left(a_0+a_1n+a_2n^2+\cdots+a_pn^p\right) \tag{12}$$

式中：a_p是P次多项式第p项的系数。原始数据$X[n]$和滤波后数据的残差为

$$\varepsilon_n=\sum_{n=-M}^{M}(P(n)-x[n])^2=\sum_{n=-M}^{M}\left(\sum_{p=0}^{P}a_pn^p-x[n]\right)^2 \tag{13}$$

式中：实验中设置 SG 滤波器的滤波阶次$P=3$，$2M+1$设为 21。滤波前后的数据对比如图 7 所示。



（a）滤波前　　（b）滤波后

图 7　滤波前后对比

Fig.7　Comparison of data before and after filtering

3.2 姿态预测结果分析

本文选用均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）和平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）作为相关模型预测精度的评价指标。

（1）均方根误差的计算公式如下式所示

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{14}$$

（2）平均绝对误差的计算公式如下式所示

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i-\hat{y}_i| \tag{15}$$

式中：m为样本数，y_i为真实值，$\hat{y}_i$为预测结果。由上式可知，RMSE 与 MAE 越小则表明预测结果与真实值越吻合。

通过分析图 8~10 及表 1 可知，在预测俯仰角的实验中，CNN-BiLSTM 融合模型相对于传统 LSTM 模型和 BiLSTM 模型，在 RMSE 上分别降低了 3.24% 和 1.91%，在 MAE 上分别降低了 2.67% 和 1.81%。结果表明，相较于 LSTM 模型和 BiLSTM 模型，CNN-BiLSTM 融合模型有更好的预测精度，用上述方法同样对横滚（Roll）和偏航（Yaw）数据进行预测，表 1 同样给出了完整的误差对比，实验表明 CNN-BiLSTM 预测模型具有很高的预测精度，结果如图 11~12 所示。

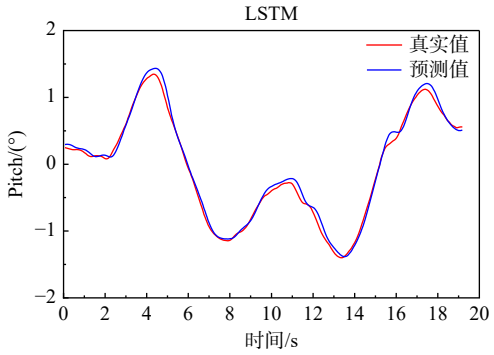


图 8 LSTM 模型俯仰姿态预测结果

Fig.8 LSTM prediction results for pitch attitude

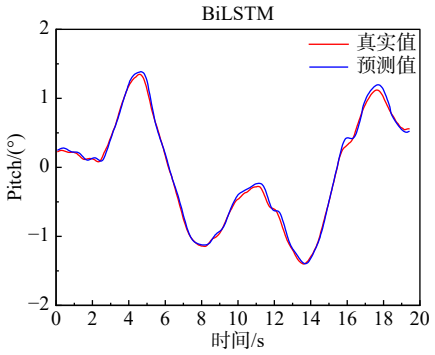


图 9 BiLSTM 模型俯仰姿态预测结果

Fig.9 BiLSTM prediction results for pitch attitude

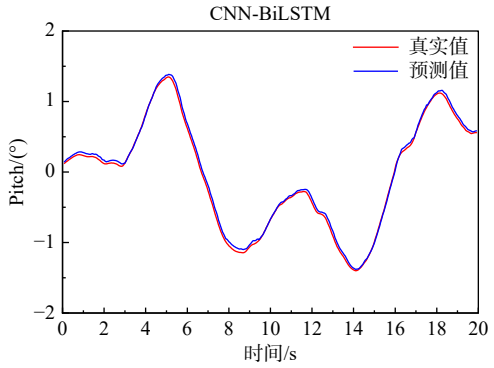


图 10 CNN-BiLSTM 模型俯仰姿态预测结果

Fig.10 CNN-BiLSTM prediction results for pitch attitude

表 1 姿态预测误差分析

Tab.1 Analysis of attitude prediction error

姿态	评估指标/%	LSTM	BiLSTM	**CNN-BiLSTM（本文）**
Pitch	RMSE	6.67	5.34	**3.43**
	MAE	5.12	4.26	**2.45**
Roll	RMSE	7.02	5.61	**3.78**
	MAE	5.43	4.51	**2.69**
Yaw	RMSE	6.31	5.02	**3.55**
	MAE	4.98	4.03	**2.51**

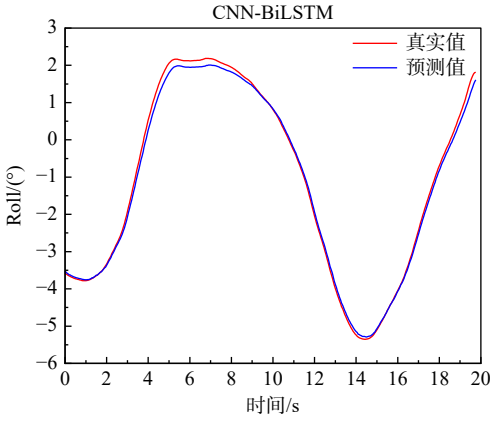


图 11 CNN-BiLSTM 模型横滚姿态预测结果

Fig.11 CNN-BiLSTM prediction results for roll attitude

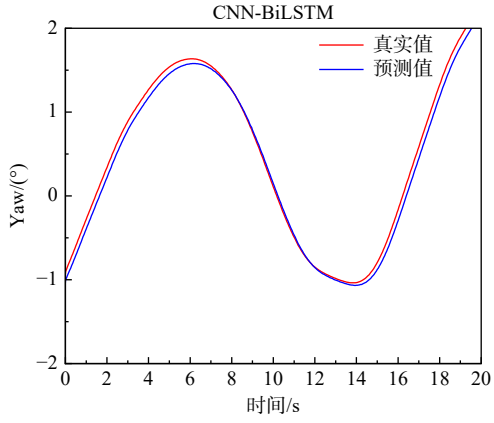


图 12 CNN-BiLSTM 模型偏航姿态预测结果

Fig.12 CNN-BiLSTM prediction results for yaw attitude

3.3 补偿结果分析

通过对姿态的预测可以提高补偿系统的响应速度及补偿精度，将预测后的俯仰、横滚、偏航姿态数据输入到 Stewart 补偿平台，原始数据输入到干扰平台，并在 Simulink-Multibody 中进行可视化仿真，图 13~15 为采用“Transform Sensor”模块导出的平台姿态数据，补偿前 Stewart 平台在俯仰方向上的角度变化范围为−2.5°~2°，补偿后变化范围缩小至±0.3°以内；补偿前在横滚方向上的角度变化范围为−7°~2°，补偿后变化范围缩小至±0.3°以内；补偿前在偏航方向上的角度变化范围为−3°~2.5°，补偿后变化范围缩小至±0.5°以内，结果均显示姿态预测补偿系统的补偿能力良好。通常无人机降落要求姿态角在 2°以内，因此验证了补偿的有效性[21]。图 16 表示的是在第 30 秒时加入补偿信号，系统在极短时间内达到补偿效果。

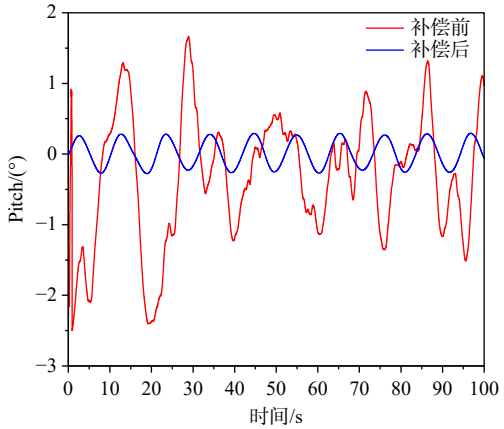


图 13　俯仰方向补偿结果对比

Fig.13　Comparison of pitch direction compensation results

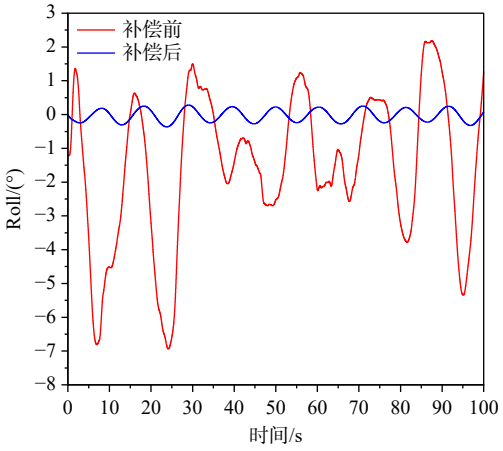


图 14　横滚方向补偿结果对比

Fig.14　Comparison of roll direction compensation results

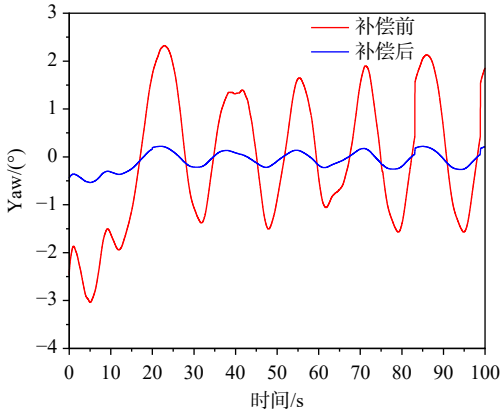


图 15　偏航方向补偿结果对比

Fig.15　Comparison of yaw direction compensation results

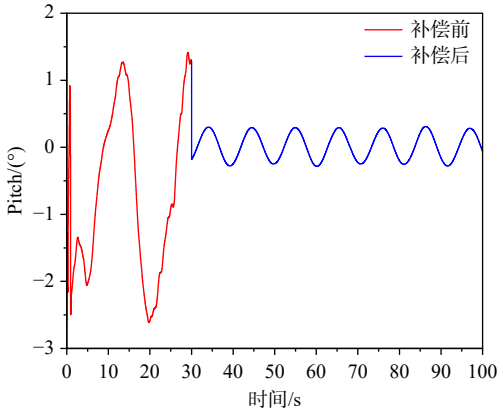
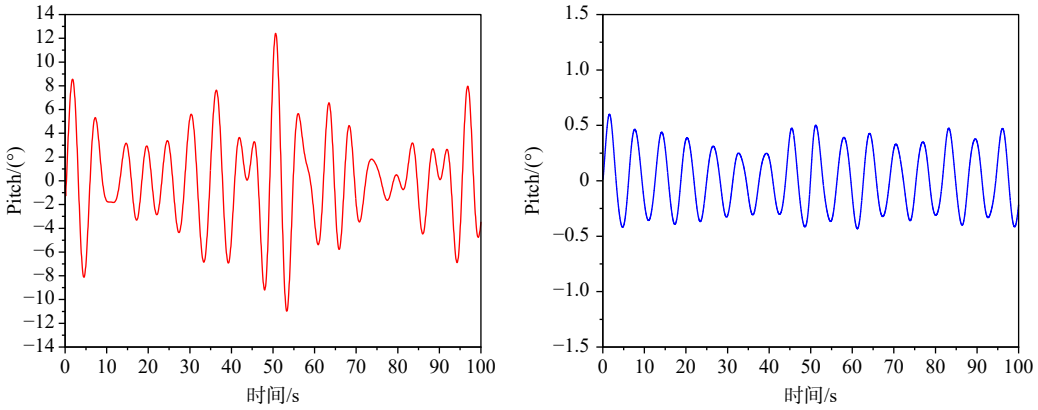


图 16　俯仰方向补偿前后对比

Fig.16　Comparison of pitch direction before and after compensation

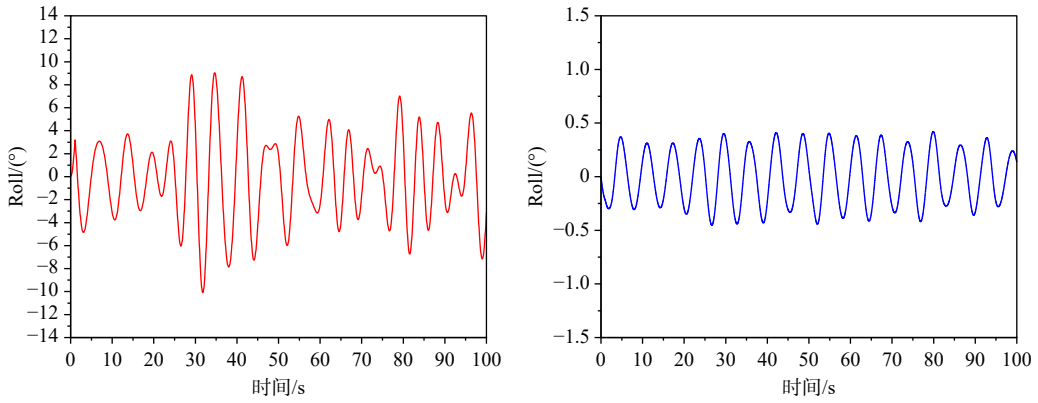
为了验证补偿系统在不同工况下的表现，采用 MATLAB 中的海洋工具箱（Marine Systems Simulator, MSS）模拟了五级海况下的船舶姿态变化，并进行预测与补偿实验，根据图 17~19 可以看出，五级海况下三个方向的姿态角度在±10°左右，最大可达±12°，补偿后的俯仰和横滚方向的姿态基本可以稳定在±0.5°以内，偏航方向的姿态可以稳定在±0.8°以内。可视化仿真的动画效果以附件形式提供，图 20 是在可视化模拟过程中的某同一时刻截取的补偿前后效果对比图。



（a）补偿前俯仰方向的姿态　　（b）补偿后俯仰方向的姿态

图 17 五级海况下俯仰方向补偿前后对比

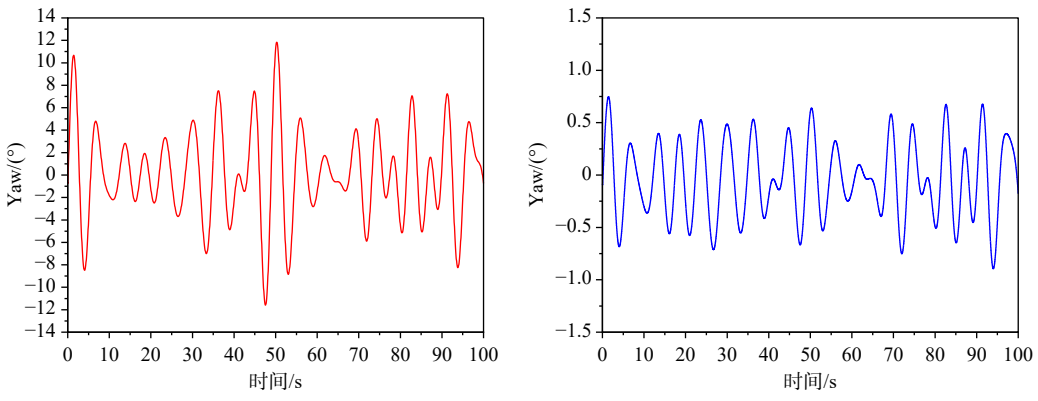
Fig.17 Comparison of pitch direction before and after compensation under Sea State 5



（a）补偿前横滚方向的姿态　　（b）补偿后横滚方向的姿态

图 18 五级海况下横滚方向补偿前后对比

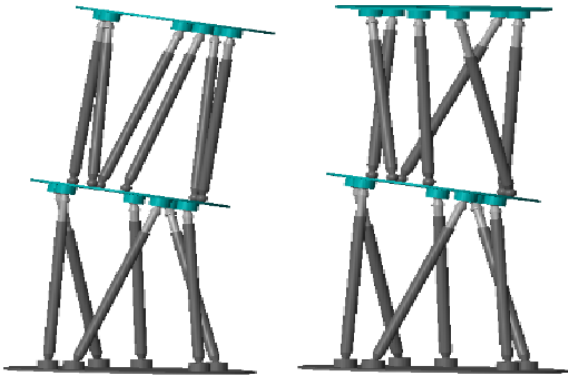
Fig.18 Comparison of roll direction before and after compensation under Sea State 5



（a）补偿前偏航方向的姿态　　（b）补偿后偏航方向的姿态

图 19 五级海况下偏航方向补偿前后对比

Fig.19 Comparison of yaw direction before and after compensation under Sea State 5



（a）补偿前　　（b）补偿后

图 20　补偿可视化

Fig.20　Visualization of compensation effect

4 结　语

本文设计了一种基于 CNN-BiLSTM 姿态预测的双层 Stewart 船舶姿态补偿系统。通过该预测模型对船舶姿态进行实时预测，从而减小补偿信号迟滞对 Stewart 补偿机构的影响，该模型结合了卷积神经网络对船舶姿态数据特征的提取能力和双向 LSTM 对数据前后的感知能力，显著提高了姿态预测的准确性。然后对 Stewart 姿态补偿系统进行运动学分析，并通过模拟实验证明了该方法良好的船舶姿态补偿性能，为舰载无人机在海上着陆时的稳定性和安全性提供了可靠保障。

本文初步验证了姿态预测与补偿系统的有效性，后续可加入其他控制算法，以进一步提高补偿精度。本文仅在 Simulink-Multibody 中进行仿真验证，下一步可搭建实物 Stewart 补偿平台，进行海上试验，验证系统在实际环境中的性能与可靠性。

参　考　文　献：

[1] Chen N, Huang D L, et al. A novel inertial parameter identification method for the ship-mounted Stewart platform based on a wave compensation platform[J]. Measurement, 2025, 242: 116010.

[2] Tang G, Lei J, et al. A modified 6-DOF hybrid serial–parallel platform for ship wave compensation[J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114336.

[3] Li D, Wang S, et al. A BP-Neural-Network-based PID control algorithm of shipborne Stewart platform for wave compensation[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(12): 2160.

[4] Cai Y, Zheng S, et al. Sliding-mode control of ship-mounted Stewart platforms for wave compensation using velocity feedforward[J]. Ocean Engineering, 2021, 236: 109477.

[5] Zhou Y, She J, et al. Disturbance rejection for Stewart platform based on integration of equivalent-input-disturbance and sliding-mode control methods[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(4): 2364–2374.

[6] Zhang Q, Wang X, et al. Wave heave compensation based on an optimized backstepping control method[J]. China Ocean Engineering, 2022, 36(6): 959–968.

[7] 张　琴, 蔡慧茹, 等. 基于改进麻雀优化 PID 的波浪补偿控制方法[J]. 工程科学与技术, 2024, 56(1): 22–34.
Zhang Q, Cai H R, et al. An improved sparrow search algorithm optimized control strategy for active wave compensation[J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(1): 22–34. (in Chinese)

[8] 常宗瑜, 刘　波. 基于 Stewart 机构的船载运动补偿装置的动力学模拟[J]. 机械设计, 2019, 36(S2): 37–40.
Chang Z Y, Liu B. Dynamic simulation of shipboard motion compensation device based on Stewart platform[J]. Journal of

Machine Design, 2019, 36(S2): 37–40. (in Chinese)

[9] Gong M, Yan C, et al. Short-term wind power forecasting model based on temporal convolutional network and informer[J]. Energy, 2023, 283: 129171.

[10] 尚凡成, 李传庆, 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, et al. Application of improved LSTM neural network in time-series prediction of extreme short-term wave[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(6): 659–665. (in Chinese)

[11] 张 彪, 彭秀艳, 等. 基于ELM-EMD-LSTM组合模型的船舶运动姿态预测[J]. 船舶力学, 2020, 24(11): 1413–1421.
Zhang B, Peng X Y, et al. Ship motion attitude prediction based on ELM-EMD-LSTM integrated model[J]. Journal of Ship Mechanics, 2020, 24(11): 1413–1421. (in Chinese)

[12] 陈占阳, 占正勇, 等. 长短期记忆神经网络在船舶迎浪运动多时间尺度实时预测中的应用研究[J]. 船舶力学, 2024, 28(12): 1803–1819.
Chen Z Y, Zhan Z Y, et al. A framework of LSTM neural network model in multi-time scale real-time prediction of ship motions in head waves[J]. Journal of Ship Mechanics, 2024, 28(12): 1803–1819. (in Chinese)

[13] Wang Y C, Wang H, et al. Ship roll prediction algorithm based on Bi-LSTM-TPA combined model[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(4): 387–387.

[14] 朱沛樵, 丁 军, 等. 基于GRU模型的船舶运动与载荷快速预报研究[J]. 船舶力学, 2025, 29(3): 337–350.
Zhu P Q, Ding J, et al. Rapid prediction of ship motion and load based on GRU neural network[J]. Journal of Ship Mechanics, 2025, 29(3): 337–350. (in Chinese)

[15] Zhang W, Wu P, et al. Roll motion prediction of unmanned surface vehicle based on coupled CNN and LSTM[J]. Future Internet, 2019, 11(11): 243.

[16] Yuan P Y, Zhao W G, et al. Intelligent prediction algorithm of ship roll and pitch motion based on SSA-optimized BiLSTM network[J]. Ocean Engineering, 2025, 320: 120331.

[17] Liu W, Cao Y. Research on offshore vessel trajectory prediction based on PSO-CNN-RGRU-attention[J]. Applied Sciences, 2025, 15(7): 3625–3625.

[18] Chang S W, Lyu Z, et al. Automated six-degree-of-freedom Stewart platform for heavy floor tiling[J]. Automation in Construction, 2025, 170: 105932.

[19] Wen S R, Jing J Y, et al. Vibration isolation of a double-layered Stewart platform with local oscillators[J]. Mechanics of Advanced Materials and Structures, 2022, 29(27): 6685–6693.

[20] Wen S Q, Zhang W R, et al. An enhanced principal component analysis method with Savitzky-Golay filter and clustering algorithm for sensor fault detection and diagnosis[J]. Applied Energy, 2023, 337.

[21] 孔杰杰, 王检耀, 等. 一种新型多旋翼无人机着舰装置及安全边界评估方法[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(1): 272–279.
Kong J J, Wang J Y, et. al. A new multi-rotor UAV landing device and safety boundary assessment method[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(1): 272–279. (in Chinese)