文章编号:1000 - 4653(2026)04 - 0021 - 09

基于物理信息神经网络的船舶运动响应模型辨识

索永峰, 张 淞, 王维军*, 崔 磊, 孙洪波, 李高才
(集美大学 航海学院, 福建 厦门 361021)

摘 要:随着智能航运与船舶自主操纵技术的发展,船舶运动模型在实际航行环境中对参数辨识精度提出了更高要求。然而,在样本数量受限的条件下,传统船舶非线性运动模型参数辨识方法难以兼顾精度与稳定性,制约了其工程应用效果。针对上述问题,提出一种基于物理信息神经网络(PINN)的船舶运动操纵参数辨识方法。该方法在神经网络训练过程中引入船舶二阶非线性响应模型作为物理先验约束,将模型动力学信息与有限观测数据进行深度融合,从而提升有限样本条件下参数学习的有效性。基于 Mariner 船模开展 20°/20°Z 形操纵试验的数值仿真,构建训练与验证数据集,对船舶操纵性指数进行辨识,并将结果与扩展卡尔曼滤波(EKF)方法和最小二乘支持向量机(LS-SVM)方法进行对比分析。结果表明,在有限样本数据条件下,所提方法在船舶非线性响应模型参数辨识精度方面较 EKF 和 LS-SVM 方法分别提升了 14.75% 和 7.74%。在加入高斯白噪声的鲁棒性试验中,PINN 仍能保持稳定的参数辨识性能,最小辨识误差可达 0.05%。研究结果表明,该方法能够有效解决有限数据条件下船舶非线性响应模型参数高精度辨识问题,为船舶运动建模与操纵性能分析提供了一种可行的技术途径。

关键词:智能航运;船舶运动模型参数辨识;物理信息神经网络;野本模型;船舶操纵;有限样本数据
中图分类号:U675 **文献标志码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1000 - 4653.2026.04.003

Identification of ship maneuvering motion response model based on physics-informed neural networks

Suo Yongfeng, *Zhang Song*, *Wang Weijun**, *Cui Lei*, *Sun Hongbo*, *Li Gaocai*
(Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: With the development of intelligent shipping and autonomous ship maneuvering technologies, higher requirements were imposed on the parameter identification accuracy of ship motion models in practical navigation environments. However, under limited sample conditions, traditional parameter identification methods for nonlinear ship motion models were difficult to achieve both accuracy and stability, which restricted their engineering applications. To address this problem, a ship maneuvering parameter identification method based on Physics-Informed Neural Networks (PINN) was proposed. During network training, a second-order nonlinear ship maneuvering response model was deeply introduced as a physical prior constraint, and the dynamic information of the model was deeply integrated with limited observation data to improve the effectiveness of parameter learning under limited sample conditions. Numerical simulations of 20°/20° zigzag maneuvering tests were carried out based on the Mariner model ship, and training and validation datasets were constructed to identify ship maneuverability indices. The identification results were compared with those obtained by the Extended Kalman Filter (EKF) method and the Least-Squares Support Vector Machine (LS-SVM) method. The results show that, under limited sample conditions, the proposed method improves the identification accuracy of nonlinear ship

收稿日期:2026-01-27
基金项目:国家自然科学基金项目(52371369);国家重点研发计划(2021YFB390150);福建省自然科学基金项目(2022J01323、20230019、2023J01325、2024J01702)资助
第一作者:索永峰(1981—),男,教授,研究方向为海事地理信息系统、航海仿真,(E-mail)yfsuo@jmu.edu.cn
* **通信作者**:王维军(1989—),男,副教授,研究方向为深度强化学习基础理论研究、无人集群协同控制与自主规划、极地通信导航与态势感知,(E-mail)wjwang@jmu.edu.cn
引用格式:索永峰,张淞,王维军,等. 基于物理信息神经网络的船舶运动响应模型辨识[J]. 中国航海,2026,49(4):21 - 29.
Suo Y F, Zhang S, Wang W J, et al. Identification of ship maneuvering motion response model based on physics-informed neural networks [J]. Navigation of China, 2026, 49(4): 21 - 29. (in Chinese)

maneuvering model parameters by 14.75% and 7.74% compared with the EKF method and the LS-SVM method, respectively. In robustness tests with Gaussian white noise contamination, stable parameter identification performance is maintained by the PINN-based method, and the minimum identification error reaches 0.05%. The results indicate that the proposed method effectively solves the problem of high-precision parameter identification for nonlinear ship maneuvering models under limited data conditions and provides a feasible technical approach for ship motion modeling and maneuvering performance analysis.

Key words: intelligent shipping; ship motion model parameter identification; physics-informed neural networks; nomoto model; ship maneuvering; limited sample data

构建精确的船舶运动模型是航海仿真、智能控制及海事调查等领域的重要技术。在水上事故复现场景中,常面临数据样本量有限、数据缺失或含噪声干扰等挑战,如何基于有限样本数据快速构建高精度船舶运动模型,对事故责任认定、安全策略制定具有重要意义。目前,船舶运动建模的主流方法包括经验公式、船模试验、机理建模和系统辨识建模。基于经验公式的方法精度较低,且需繁琐的人工调试;虽然船模试验精确,但其经济和时间成本较高;而机理建模则依赖大量计算资源,同时对研究者的专业经验要求较高[1]。相比之下,系统辨识方法因其具有简便、高效和可在线建模的优势,逐渐成为船舶运动建模的重要研究方向。

在船舶运动辨识建模算法中,研究者提出了一系列经典辨识算法,为后续研究奠定了坚实的基础。其中,最小二乘法(Least Square, LS)[2-4]和卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)[5-7]是两种具有代表性的传统方法。LS因其简洁性和易用性被广泛采用,然而在实际应用中LS常常面临过拟合、矩阵求逆计算复杂以及对异常值敏感等问题。相比之下,虽KF能够有效应对数据缺失,但其计算复杂度较高,收敛速度较慢,且稳定性不足。为改进这些方法的性能,研究者尝试将群智能优化等方法引入传统算法,以改善参数搜索效率和初值敏感性,但由于方法本质上仍依赖线性模型结构,其对复杂非线性动力学的表达能力有限,因此传统辨识算法的固有局限性依旧难以彻底解决。随着信息技术的迅猛发展,智能辨识算法逐步被引入系统辨识建模领域,显著提升了建模的效率与精度。其中,神经网络(Neural Network, NN)[8-9]和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)[10-11]是最具代表性的方法。SVM在有限样本学习中表现出良好的性能,但模型泛化能力相对较弱,且参数调节过程复杂。为改善泛化能力不足及参数调节困难等问题,研究者提出了核函数优化、正则化增强等多种改进方案。然而,这些方法仍依赖有限维的核映射,难以充分表达船舶操纵运动中的强非线性耦合特性,因此SVM的建模能力仍存在局限。相比之下,NN以其强大的模型拟合能力和处理非线性关系的优势,成为智能辨识算法的核心。尤其是长短期记忆神经网络(Long Short Term Memory, LSTM)[12]等方法,在复杂系统建模中展现了出色的泛化能力和鲁棒性,其相较于传统前馈神经网络,更易于训练且具备更高的稳定性。NN算法在提升辨识效率与精度方面优势显著,但其训练过程高度依赖高质量数据。当样本数据存在缺失或非理想情况时,辨识性能可能显著下降。为了解决可以通过少量数据样本进行快速系统辨识的问题,Raissi等[13-16]提出了一种基于深度神经网络的物理信息神经网络模型(Physics-Informed Neural Networks, PINN)。该模型通过将偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)、常微分方程(Ordinary Differential Equation, ODE)的求解过程转化为网络参数优化问题,可以在有限数据的条件下高效估计物理模型。在此之前,NN求解微分方程的研究通常依赖高精度标签数据,通过NN拟合精确解。与此不同,PINN的核心在于构建基于物理约束的NN模型,通过引入物理定律来增强模型的可解释性,从而在少量数据、数据缺失、存在噪声的情况下,仍能保持良好的泛化能力和有效性。同时,该方法确保了模型预测符合物理约束,提高了可靠性和准确性。本文提出基于PINN船舶运动操纵参数辨识模型方法,解决船舶操纵运动响应模型中的参数辨识问题。通过Mariner标准船模的20°/20°Z形试验仿真获取船舶舵角、航向角及转艏角速度的变化趋势数据,以此构建训练样本集。为了验证PINN方法的有效性,本文通过引入传统船舶操纵性指数辨识方法扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)方法和最小二乘支持向量机(Least-Squares Support Vector Machine, LS-SVM)方法作为对比方法试验,利用Z形试验仿真数据,对船舶二阶非线性响应模型参数进行辨识并且对得到的辨识模型进行泛化性验证。

本文围绕船舶操纵运动的参数辨识问题开展研究。首先构建二阶非线性响应模型并推导参数转换

关系,为 NN 模型提供必要的物理约束基础。在此基础之上,再提出融合物理规律的 PINN 辨识方法,以提升有限样本条件下的建模精度。然后基于 Mariner 船模仿真数据开展验证与性能分析。最后总结研究工作并讨论模型的局限性,同时展望多自由度模型扩展及实船数据验证等后续研究方向。

1 问题阐述

本节建立了以舵角作为输入变量,偏航角或艏向角速度作为输出变量的船舶二阶非线性响应模型。并通过参数变换将原始控制方程改写为适用于 NN 训练的形式,从而明确需要辨识的模型参数。在此模型框架下,进一步介绍了 PINN 的基本原理,介绍了将物理约束与数据驱动学习相结合的损失函数构建方法,为后续引入基于 PINN 船舶运动操纵参数辨识模型方法奠定了理论框架与模型基础。

船舶操纵运动的二阶非线性响应模型[17],是一种以船舶舵角为系统输入,艏向角或转艏角速度为系统输出的船舶操纵运动数学模型,其表达形式为式(1):

$$T_1T_2\ddot{r}+(T_1+T_2)\dot{r}+r+\alpha r^3=K(\delta+T_3\dot{\delta}+\delta_r) \tag{1}$$

$$r=\dot{\psi} \tag{2}$$

式(1)~式(2)中,K 为增益指数,T_1、T_2、T_3 为时间常数,ψ 为船舶航向角,r 为转艏角速度,$\dot{r}$ 为转艏角加速度,δ 为舵角,$\dot{\delta}$ 为舵角变化率,δ_r 为船舶直航时所压舵角,α 为非线性指数。其中,K、T_1、T_2、T_3、α、δ_r 为本文待辨识的参数。由于这些参数在模型结构中呈现出高度耦合的关系,若直接将其设为独立状态进行辨识,可能出现“参数相消”的情况,从而造成辨识结果的不唯一性。

为了适配神经网络的训练、提高参数辨识的效率,参考文献[18]的策略,将物理约束方程转化为参数线性化的形式。针对船舶二阶非线性响应模型,将船舶操纵性指数 K、T_1、T_2、T_3、α、δ_r 进行以下转换。

定义模型参数 c_1、c_2、c_3、c_4、c_5、c_6 使得模型参数分别为 $c_1=\dfrac{T_1+T_2}{T_1T_2}$、$c_2=\dfrac{1}{T_1T_2}$、$c_3=\dfrac{\alpha}{T_1T_2}$、$c_4=\dfrac{K}{T_1T_2}$、$c_5=\dfrac{KT_3}{T_1T_2}$、$c_6=\dfrac{K\delta_r}{T_1T_2}$。因此,将式(1)重写为式(3):

$$\ddot{r}+c_1\dot{r}+c_2r+c_3r^3=c_4\delta+c_5\dot{\delta}+c_6 \tag{3}$$

将式(3)作为后续 PINN 待辨识方程,该重构将原方程中物理参数的乘性耦合结构转化为关于中间系数 c_i 的线性组合形式,有效规避了因参数强耦合引发的数值不稳定问题,从而显著改善了损失函数的性态,提升了网络训练的收敛效率。通过辨识得到模型参数,通过式(4)可解算出式(1)中各具体船舶操纵性指数。

$$\begin{cases} T_1=\dfrac{c_1+\sqrt{c_1^2-4c_2}}{2c_2} \\ T_2=\dfrac{c_1-\sqrt{c_1^2-4c_2}}{2c_2} \\ T_3=\dfrac{c_5}{c_4} \\ K=\dfrac{c_4}{c_2} \\ \alpha=\dfrac{c_3}{c_2} \\ \delta_r=\dfrac{c_6}{c_4} \end{cases} \tag{4}$$

2 方 法

2.1 PINN

PINN 作为融合物理约束的深度学习框架,其核心原理是通过构建 NN 模型来求近似偏微分方程的解。图 1 为 PINN 求解一般形式非线性偏微分方程的结构示意图。

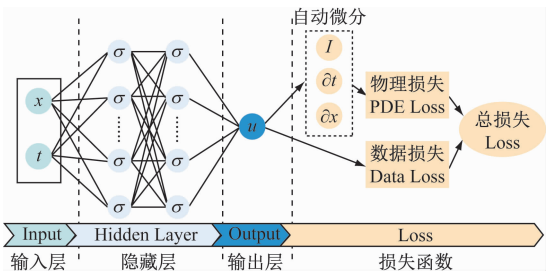


图 1 PINN 结构示意

Fig. 1 Schematic of PINN structure

本文假设待解方程为一般形式的参数化和非线性偏微分方程

$$u(x,t)+N[u]=0,x\in\Omega,t\in[0,T] \tag{5}$$

式(5)中,$u(x,t)$ 表示偏微分方程的潜在解,而 $N[\cdot]$ 是一个非线性微分算子。x 为空间,t 为时间,Ω 为空间域。PINN 总损失函数

$$L=\alpha_fL_f+\alpha_dL_d \tag{6}$$

式(6)中,第一个损失项为受偏微分方程约束的损失项,第二个损失项为数据标签观测的损失项,α_f 和 α_d 分别作为方程约束损失函数的权重,以及标签数据约束损失函数的权重。PINN 物理损失函数

$$L_{\mathrm{f}} = \frac{1}{N_{\mathrm{f}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{f}}} |f(x_{\mathrm{f},i},t_{\mathrm{f},i})|^2 \tag{7}$$

式(7)中,$x_{\mathrm{f},i}$、$t_{\mathrm{f},i}$分别表示式(5)的空间、时间训练配置点,$f(x,t)$为该偏微分方程的残差,N_{f}表示训练配置点的总数。PINN 数据损失函数

$$L_{\mathrm{d}} = \frac{1}{N_{\mathrm{d}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{d}}} |u(x_{\mathrm{d},i},t_{\mathrm{d},i}) - u_i|^2 \tag{8}$$

式(8)中,N_{d} 表示样本总数,$\{x_{\mathrm{d},i},t_{\mathrm{d},i},u_i\}_{i=1}^{N_{\mathrm{d}}}$表示关于 $u(t,x)$的训练数据。

PINN 借助深度 NN 中广泛应用的自动微分技术,将物理先验以约束形式嵌入损失函数,与观测数据项损失函数共同优化。由物理先验构成的残差项本质上为损失函数提供了结构化的正则化约束,使得优化过程不再仅依赖有限样本的观测数据,通过这一机制,最终学习得到受物理模型约束的深度 NN 模型,实现对偏微分方程解的有效逼近。

2.2 基于 PINN 船舶运动操纵参数辨识模型方法

为将物理机理深度融入 NN 训练,本文通过参数转换将二阶非线性响应模型重构式(3)转化为损失函数残差形式,即通过式(9)作为该模型的物理先验,该物理先验明确约束网络输出必须同时满足艏向角速度、艏向角加速度与舵角输入之间的动力学关系,确保网络输出符合船舶物理响应原理

$$L_{\mathrm{f}} = \ddot{r} + c_1\dot{r} + c_2 r + c_3 r^3 - c_4\delta - c_5\dot{\delta} - c_6 \tag{9}$$

引入式(10)—式(11)分别为转艏角速度 $r(t)$与舵角$\delta(t)$的观测数据拟合误差

$$L_{\mathrm{data1}} = \frac{1}{N_{\mathrm{data1}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{data1}}} |r(t_{\mathrm{data1},i}) - r_i|^2 \tag{10}$$

$$L_{\mathrm{data2}} = \frac{1}{N_{\mathrm{data2}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{data2}}} |\delta(t_{\mathrm{data2},i}) - \delta_i|^2 \tag{11}$$

为了实现物理先验与数据驱动的协同优化,构建总损失函数

$$L = \alpha_1 L_f + \alpha_2 L_{\mathrm{data1}} + \alpha_3 L_{\mathrm{data2}} \tag{12}$$

式(12)中,L_f 为基于式(9)的物理残差,约束网络输出满足船舶动力学关系;L_{data1} 和 L_{data2}分别对应转艏角速度和舵角的观测数据拟合误差,α_1、α_2、α_3 为权重系数,用于平衡物理约束与数据驱动的贡献。

参数辨识本质上属于 PINN 解决反问题的典型应用场景,本文提出基于 PINN 船舶运动操纵参数辨识模型方法对 Mariner 船模的模型参数进行辨识。图 2 直观展示了 PINN 船舶运动操纵参数辨识模型方法对船舶二阶非线性响应模型的参数辨识流程。其中,该网络选择时间 t 作为网络输入,转艏角速度 r 与舵角 δ 被视为网络输出。将六个模型参数 c_1、c_2、c_3、c_4、c_5、c_6 作为可学习变量嵌入 NN 优化框架,以本文重构的式(9)(即船舶二阶非线性响应模型的残差形式)为物理约束,利用式(10)—式(11)舵角与转艏角速度数据驱动模型拟合。模型参数 c_1、c_2、c_3、c_4、c_5、c_6 通过极小化总损失函数式(12)进行反向传播迭代优化,从而实现物理约束与数据驱动的协同反演。

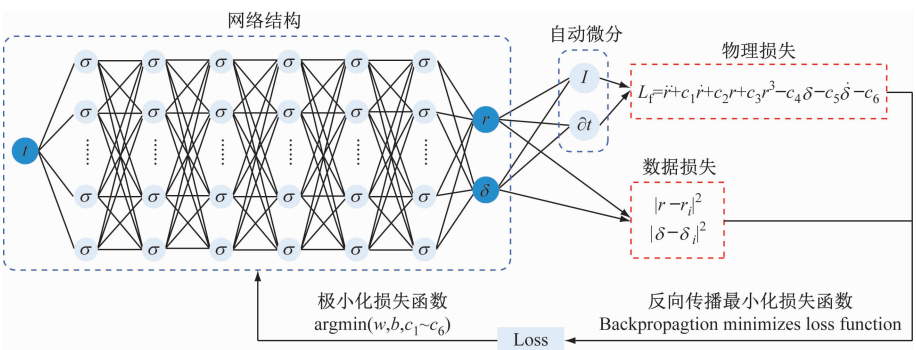


图 2 基于 PINN 模型方法求解船舶二阶非线性响应模型的结构示意

Fig. 2 Schematic diagram of the structure for solving the second-order nonlinear response model of a ship based PINN algorithm

3 试验结果

为全面评估所提 PINN 方法的适用性,本章分别在无噪声与含噪声两类数据条件下开展对照试验。前者用于验证模型在有限样本下的辨识能力,后者用于模拟实际测量中普遍存在的环境扰动,以考察模型在噪声背景下的鲁棒性。通过两类场景的综合分析,可更客观地检验所提方法的参数辨识性能。

3.1 数据集获取及试验环境配置

本文基于 Mariner 标准船模的运动仿真数据,开展了 20°/20°Z 形试验。船舶具体参数详见表 1[18]。

将表 1 中的船模运动参数代入式(1),采用四阶龙格-库塔数值近似方法,以 0.1 s 为时间步长,生成了时长 100 s 的 20°/20°Z 形操纵运动仿真数据,如图 3 所示。图 3 中实线为航向角 ψ、虚线为转艏

角速度 r、点划线为舵角 δ。

表 1 Mariner 船模参数

Tab. 1 Mariner ship model parameters

项目	参数	数值
旋回特征指数	K/s^{-1}	0.861 3
时间常数	$\alpha/(s/rad)^2$	247.117 5
	δ_r/rad	-0.036 99
	T_1/s	7.875 7
	Tv_2/s	-0.369 4
	T_3/s	0.378 7
水深吃水比	h/d	8.57

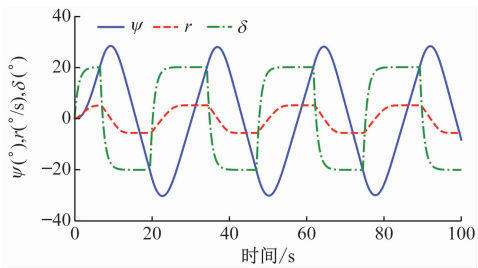


图 3 Mariner 船模 Z 形试验仿真

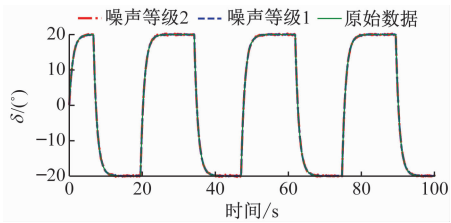
Fig. 3 Simulation of Zig-zag Test for Mariner Ship (±20°)

考虑到真实航行环境中海洋扰动与测量误差普遍存在,实际观测数据难以达到仿真条件下的纯净性,因此模型在噪声背景下的鲁棒性成为检验工程适用性的关键。为此,本文在仿真数据中引入方差为 1 的高斯白噪声以模拟实际干扰:

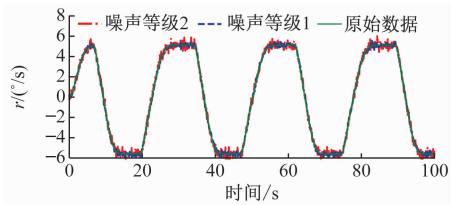
$$\zeta_t = \zeta_{0t} + \zeta_{\max} k_0 k_\zeta \xi_t \tag{13}$$

式(13)中,ζ_{0t}记为未受干扰的数据,$\zeta_{\max}$代表原始数据的最大绝对值,而 ξ_t 是方差为 1 的高斯过程。k_0 为噪声强度系数,k_ζ 根据运动自由度设定(舵角取 0.05、艏向角速度取 1)。通过将 k_0 设为 0.05 和 0.1 构建噪声等级 1 与噪声等级 2,以模拟常规导航仪器或普通传感器采集数据的典型噪声特性。图 4a、4b 分别展示了不同噪声水平下的舵角与转艏角速度的变化。

为实现对船舶操纵运动模型参数的准确辨识,本研究对 NN 结构及相关参数进行了如下设计与配置:首先在输入层与输出层之间构建了一个由 6 个隐藏层组成的全连接多层 NN,每个隐藏层包含 64 个神经元。PINN 各层的网络权重 ω 和偏置 b 再通过 Xavier 方法初始化。然后在本研究中,设置 50 000次训练次数来反演模型参数。最后将辨识出的 c_1、c_2、c_3、c_4、c_5、c_6 模型参数进行解算获得船舶操纵性指数 K、T_1、T_2、T_3、α、δ_r 值。本网络其他参数设置如表 2 所示。



(a) 舵角



(b) 转艏角速度

图 4 不同噪声水平下的原始数据与含噪数据

Fig. 4 Original data and noisy data under different noise levels

表 2 网络模型参数设置

Tab. 2 Network model parameter settings

参数	数值
激活函数	Tanh
优化器	Adam 优化器
学习率	5×10^{-4}
物理损失权重 α_1	1
数据损失权重 α_2、α_3	(1,1)
模型参数 $c_1 \sim c_6$	(1,1,1,1,1,1)

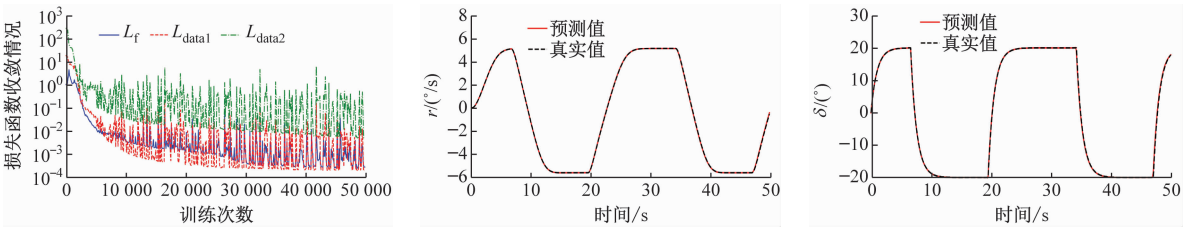
本研究在 PyCharm 环境中以 Python 实现,NN 的构建与训练基于 PyTorch 完成。训练平台配置为 Intel(R) Core(TM) i7-10700@2.90GHz 处理器,并配备 GPU 以加速模型训练。

3.2 模型参数辨识

为了验证 PINN 模型在有限数据样本条件下的参数辨识性能,本研究选取 20°/20°Z 形操纵运动仿真试验的 0~50 s 的 500 个数据点作为训练与辨识数据。此外,采用 EKF 和 LS-SVM 作为对比方法,对船舶二阶非线性响应模型的参数进行辨识,以评估所提方法的有效性。

图 5a 展示了有限样本条件下 PINN 损失函数的收敛历程。训练初期各项损失迅速下降,随后物理残差项 L_f、转艏角速度损失项 L_{data1} 与舵角损失项 L_{data2} 稳定收敛,表明网络有效融合了物理机理与数据驱动损失。转艏角速度损失项 L_{data1} 与舵角损失项 L_{data2} 因 ±20°Z 形试验阶跃信号的拟合特性存在局部高频震荡,但核心物理约束始终保持稳定,验证

了该方法在有限样本下的收敛可靠性。从图 5b、5c 可以看出,在有限样本条件下 PINN 对船舶二阶非线性响应模型的转艏角速率 r 与舵角 δ 预测结果都有较高的精度。图 6 和图 7 分别为 PINN 方法辨识船舶响应模型 c 参数辨识过程和船舶操纵性指数的解算过程。本文选取训练次数 50 000 次相对稳定的模型 c 参数辨识解算结果,作为最终辨识得到的船舶操纵性指数。并且分别计算船舶操纵性指数辨识结果的误差,具体计算结果如表 3 所示。EKF 方法辨识解算获得的各船舶操纵性指数误差在 1.15% ~28.58%。LS-SVM 方法辨识解算获得的各船舶操纵性指数误差在 3.56% ~18.27%。PINN 方法辨识解算获得的各船舶操纵性指数误差在 0.69% ~13.83%。通过表 3 可知,PINN 在数据样本有限的场景下的参数辨识精度整体高于 EKF 方法和 LS-SVM 方法。



(a) 损失函数收敛情况 (b) 转艏角速度 (c) 舵角

图 5 PINN 预测效果

Fig. 5 PINN prediction performance

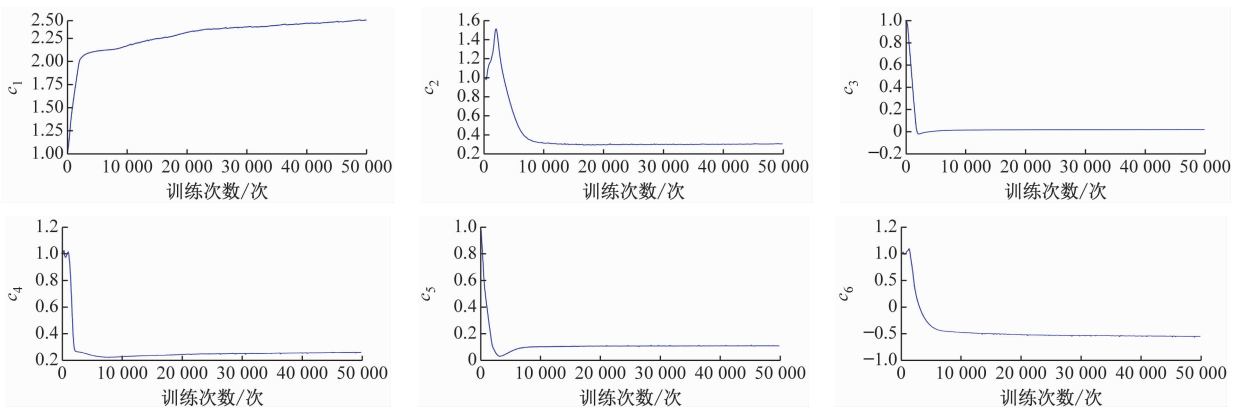


图 6 船舶响应模型 c 参数辨识过程

Fig. 6 Identification process of ship response model c parameters

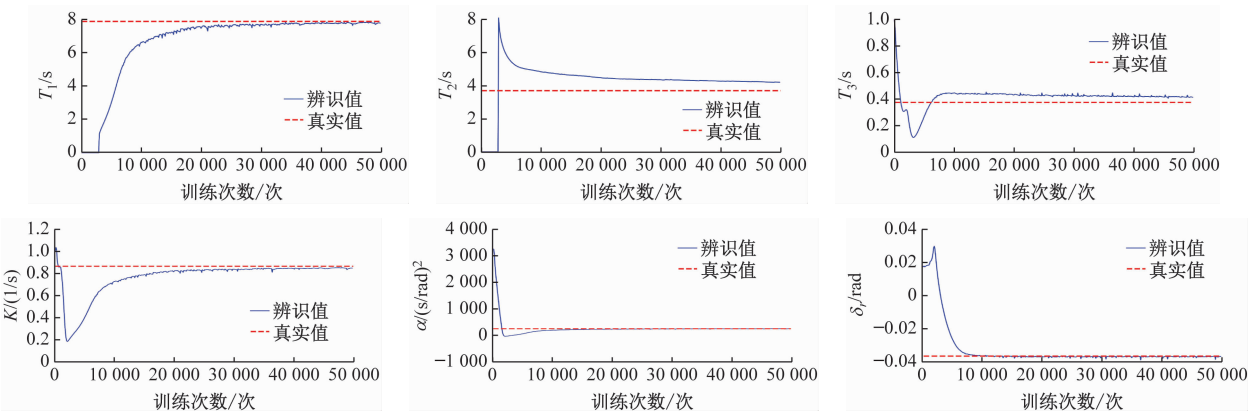


图 7 船舶操纵性指数解算过程

Fig. 7 Solution process of ship maneuverability index

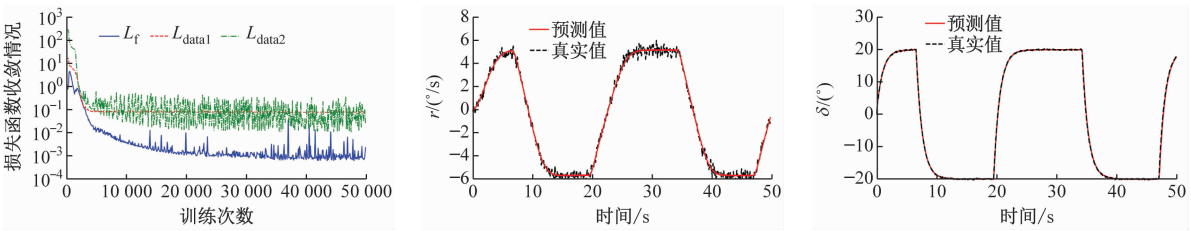
上述对比均基于无噪声仿真数据展开,但真实航行环境中,传感器测量往往受仪器漂移、海况扰动及随机噪声影响,难以保持理想化的数据质量。因此,有必要在含噪声数据条件下开展额外验证。为了验证 PINN 方法是否在噪声条件下也能正确辨识,对经过高斯白噪声污染的数据进行辨识。噪声等级 1 与噪声等级 2 的 PINN 辨识结果分别如图 8 ~ 图 11 所示。需要说明的是,在噪声条件下,

EKF 方法与 LS-SVM 方法均出现状态估计发散或参数求解出现数值不稳定现象,无法获得有效的参数估计,因此未列入表中。尽管原始观测数据受到不同强度噪声的干扰,PINN 仍能保持较稳定的辨识精度,其具体辨识值及误差如表 4 所示。在噪声等级 1 下,各参数辨识误差在 0.97% ~11.55% 之间;在噪声等级 2 下,尽管部分参数误差有所增加,仍在 0.05% ~37.89% 范围内,整体辨识趋势与真实值高度一致。这一表现主要得益于:模型通过物理先验对系统动力学关系施加强约束,从而在噪声背景下有效抑制数据波动对参数反演的影响;同时,网络依托自动微分计算船舶舵角、艏向角速度与加速度等

表 3　船舶操纵性指数解算结果

Tab. 3　Solution results of maneuverability indices

参数	真实值	PINN		EKF		LS-SVM	
		辨识值	误差/%	辨识值	误差/%	辨识值	误差/%
T_1	7.8757	7.7789	1.22	7.3136	7.14	7.5407	4.25
T_2	0.369 4	0.420 5	13.83	0.387 6	4.79	0.410 1	11.02
T_3	0.378 7	0.418 6	10.53	0.270 4	28.58	0.309 5	18.27
K	0.861 3	0.844 9	1.90	0.805 7	6.45	0.825 9	4.11
α	247.117 5	241.677 6	2.20	223.703 0	9.48	233.440 0	5.53
δ_r	-0.036 99	-0.037 25	0.69	-0.036 56	1.15	-0.038 31	3.56



(a) 损失函数收敛情况　(b) 转艏角速度　(c) 舵角

图 8　噪声等级 1 场景下的 PINN 预测效果

Fig. 8　PINN prediction performance under the noise level 1 scenario

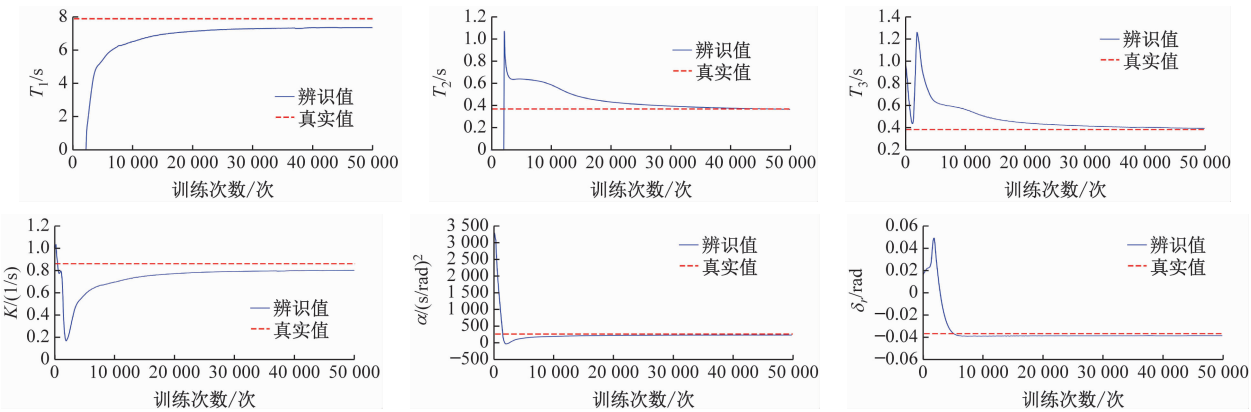
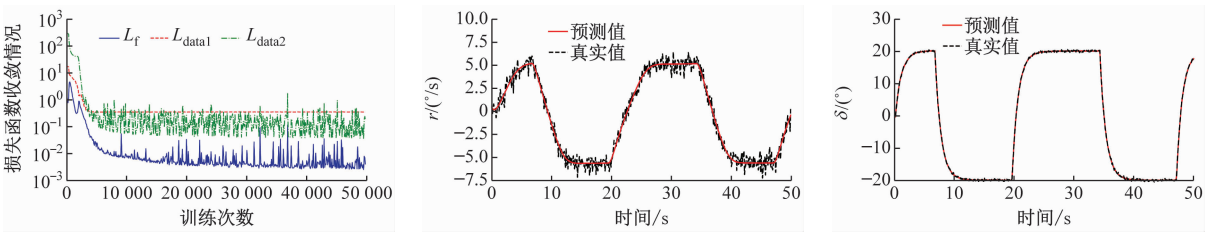


图 9　噪声等级 1 场景下的船舶操纵性指数辨识结果

Fig. 9　Identification results of ship maneuverability index under noise level 1 scenario



(a) 损失函数收敛情况　(b) 转艏角速度　(c) 舵角

图 10　噪声等级 2 场景下的 PINN 预测效果

Fig. 10　PINN prediction performance under the noise level 2 scenario

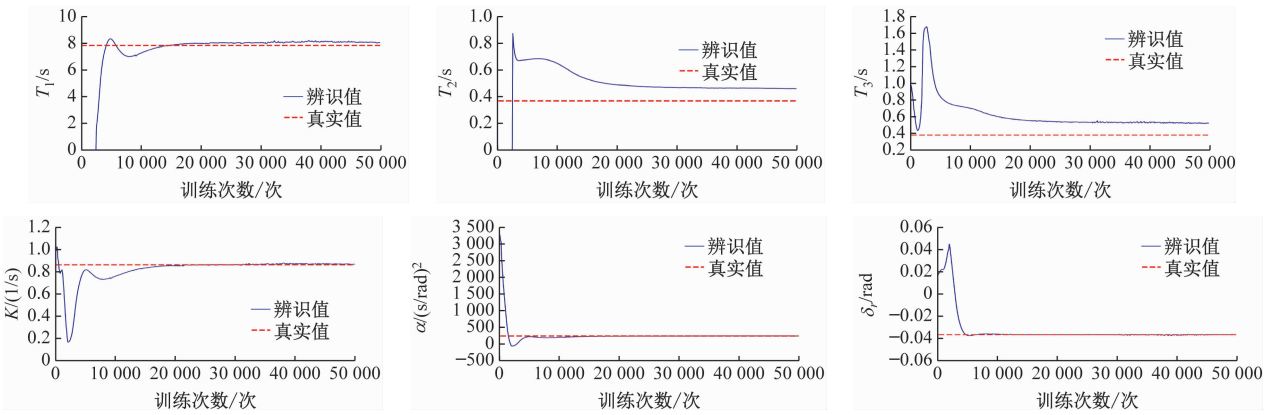


图 11 噪声等级 2 场景下的船舶操纵性指数辨识结果

Fig. 11 Identification results of ship maneuverability index under noise level 2 scenario

表 4 PINN 在噪声条件下船舶操纵性指数辨识结果

Tab. 4 Identification results of ship maneuverability indices using PINN under noise conditions

参数	真实值	噪声等级 1		噪声等级 2	
		辨识值	误差/%	辨识值	误差/%
T_1	7.875 7	7.346 6	6.71	8.081 1	2.60
T_2	0.369 4	0.365 8	0.97	0.461 1	24.82
T_3	0.378 7	0.389 2	2.77	0.522 2	37.89
K	0.861 3	0.801 4	6.95	0.866 7	0.62
α	247.117 5	218.586 2	11.55	248.106 0	0.40
δ_r	−0.036 99	−0.038 74	4.73	−0.037 01	0.05

高阶项,无需对含噪声数据进行差分求导,避免了传统方法在噪声条件下求导放大误差的问题。基于这两方面机制,PINN 在不同噪声等级下均表现出较好的鲁棒性与一致性。

将表 3 有限样本条件下三种方法辨识得到的船舶操纵性指数代入式(1)中,得到 PINN 方法辨识模型,EKF 方法辨识模型以及 LS-SVM 方法辨识模型,用于后续泛化试验验证。

3.3 泛化试验验证

为了验证辨识模型的泛化能力,基于 PINN 方法、EKF 方法和 LS-SVM 方法的辨识模型分别进行了 10°/5°、10°/10°、20°/10°Z 形操纵试验及 35°旋回试验。为更加直观地比较三种方法的泛化能力,本节将 Z 形试验仿真与旋回试验仿真时长设为 100 s,时间步长均为 0.1s。图 12 ~ 15 给出了 10°/5°、10°/10°和 20°/10°Z 形试验和 35°旋回试验中艏向角响应的对比结果。由图 12 ~ 15 可见,在仿真前期,三种方法的辨识模型输出均与真实模型结果高度吻合,表现出良好的预报精度。随着仿真时间的延长,EKF 辨识模型与 LS-SVM 辨识模型的误差逐渐累积,预报性能下降,而 PINN 辨识模型仍能保持较高的预报精度和稳定性。

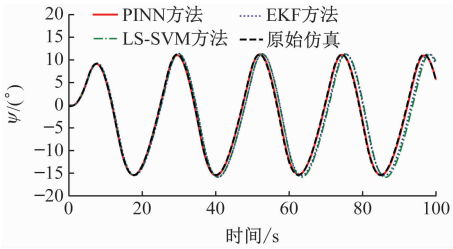


图 12 10°/5°Z 形试验艏向角泛化验证结果

Fig. 12 Generalization validation result of yaw angle for 10°/5° zigzag test

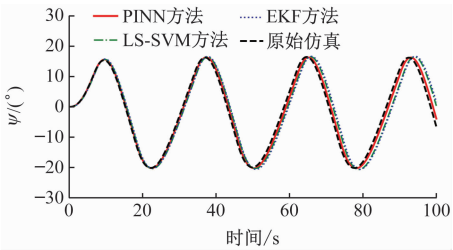


图 13 10°/10°Z 形试验艏向角泛化验证结果

Fig. 13 Generalization validation result of yaw angle for 10°/10° zigzag test

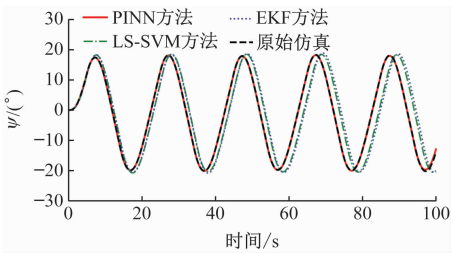


图 14 20°/10°Z 形试验艏向角泛化验证结果

Fig. 14 Generalization validation result of yaw angle for 20°/10° zigzag test

为评估三种方法在船舶艏向角预报的泛化性能,对模型输出与参考结果之间的偏差进行了定量分析。以船舶艏向角作为主要观测量,采用均方根

误差(RMSE)和决定系数(R^2)作为评价指标,对EKF辨识模型、LS-SVM辨识模型与PINN辨识模型的预报精度进行比较。具体计算结果如表5所示。根据表5的结果分析可知,PINN方法、EKF方法和LS-SVM方法获得的辨识模型开展泛化试验艏向角的RMSE在分别在0.141°~1.223°、0.814°~6.323°和0.759°~5.378°。结果表明,在多组泛化试验中,PINN辨识模型的艏向角误差均小于EKF辨识模型与LS-SVM辨识模型,且整体相关性更高,表现出更优的稳定性与泛化能力。

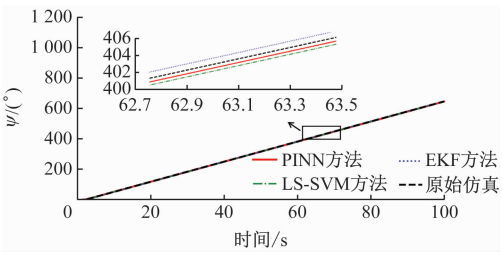


图15 35°旋回试验艏向角泛化验证结果

Fig. 15 Generalization validation result of yaw angle for 35° turncircle test

表5 艏向角的RMSE和CC计算结果(PINN、EKF和LS-SVM)

Tab. 5 RMSE and CC calculation results for yaw angle (PINN, EKF and LS-SVM)

泛化试验	PINN 艏向角/(°)		EKF 艏向角/(°)		LS-SVM 艏向角/(°)	
	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2
10°/5° Z形试验	0.232	0.999	1.974	0.954	2.251	0.940
10°/10° Z形试验	1.223	0.990	3.277	0.930	2.789	0.949
20°/10° Z形试验	0.141	0.999	6.323	0.769	5.378	0.833
35°旋回试验	0.397	1.000	0.814	1.000	0.759	1.000

综上所述,通过对多组泛化试验结果及船舶运动状态的定量对比分析可知,PINN方法辨识模型在泛化性能方面优于EKF方法辨识模型与LS-SVM方法辨识模型,体现出更强的模型稳定性与预测能力。

4 结束语

本文提出了一种基于PINN的船舶二阶非线性响应模型参数辨识方法,通过将物理残差作为网络训练约束并与数据拟合项共同优化,实现了在有限仿真样本条件下对船舶操纵性参数的高精度辨识。试验结果表明,与EKF、LS-SVM相比,PINN在参数误差与艏向角预测的泛化性能上均取得明显优势。

尽管如此,本研究仍受限于仿真数据来源、训练开销以及对更高维动力学的直接推广能力。未来工作将重点放在引入实船数据验证、扩展到多自由度模型、实现不确定性量化以及优化在线辨识能力,以推动该方法的工程应用。

参 考 文 献

[1] 梅斌. 基于自航试验的船舶操纵运动灰箱辨识建模[D]. 大连:大连海事大学, 2020.
Mei B. Grey box identification modeling for ship manoeuvring motion based on free running test[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020. (in Chinese)

[2] Zhu M, Hahn A, Wen Y Q, et al. Optimized support vector regression algorithm-based modeling of ship dynamics[J]. Applied Ocean Research, 2019, 90: 101842.

[3] 褚式新. 基于RLS方法的无人艇操纵性参数辨识研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2020.
Chu S X. Research on parameter identification of unmanned surface vehicle maneuverability based on RLS method[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2020. (in Chinese)

[4] 向军,陈永冰,李文魁. 基于改进MILS的船舶操纵响应模型辨识[J]. 舰船电子工程,2023,43(4):49-54.
Xiang J, Chen Y B, Li W K. Parameter identification of ship maneuvering response model based on improved MILS[J]. Ship Electronic Engineering, 2023, 43(4): 49-54. (in Chinese)

[5] 秦操. 基于无迹卡尔曼滤波的船舶运动数学模型辨识[J]. 舰船科学技术,2021,43(1):89-94.
Qin C. Parameter identification for ship mathematical model based on unscented kalman filter[J]. Ship Science and Technology, 2021, 43(1): 89-94. (in Chinese)

[6] Zheng J, Yan D W, Yan M, et al. An unscented Kalman filter online identification approach for a nonlinear ship motion model using a self-navigation test[J]. Machines, 2022, 10(5): 312-320.

[7] 李晴昊,任俊生,华焱. 基于均方根容积卡尔曼滤波的船舶操纵运动响应模型参数辨识[J]. 系统仿真学报,2024,36(8):1790-1799.

(下转第46页)

Research, 2026,21(3):317-327. (in Chinese)

[8] 蔡庆,孙世平.无人艇自主决策技术特点及发展研究[J].舰船科学技术,2025,47(5):8-15.
Cai Q, Sun S P. Research on the characteristics and development of autonomous decision-making technology for unmanned surface vehicles[J]. Ship Science and Technology, 2025,47(5):8-15. (in Chinese)

[9] Li Y, Wu D, Wang H, et al. Dynamic collision avoidance for maritime autonomous surface ships based on deep Q-network with velocity obstacle method[J]. Ocean Engineering, 2025,320: 120335.

[10] Schulman J, Wolski F, Dhariwal P, et al. Proximal policy optimization algorithms[J]. 2017(7): 06347.

[11] Fiorini P, Shiller Z. Motion planning in dynamic environments using the relative velocity paradigm[C]// Robotics and Automation, 1993. Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation. Atlanta, IEEE, 1993: 560-565.

[12] 熊勇,贺益雄,黄立文.基于速度障碍的多船自动避碰控制方法[J].中国航海,2015,38(3):46-51.
Xiong Y, He Y X, Huang L W. Multi-ship collision avoiding control considering velocity obstacle[J]. Navigation of China, 2015, 38(3): 46-51. (in Chinese)

[13] Feng S, Sun H, Yan X, et al. Dense reinforcement learning for safety validation of autonomous vehicles[J]. Nature,2023, 615: 620-627.

[14] Wu D, Yuan K, Huang Y, et al. Design and test of an improved active disturbance rejection control system for water sampling unmanned surface vehicle[J]. Ocean Engineering,2022, 245: 110367.

[15] 薛德来.近海多无人艇协同作业避碰策略研究[D].厦门:集美大学,2024.
Xue D L. Research on collision avoidance strategies for cooperative operations of multi-unmanned surface vehicles in offshore environments[D]. Xiamen: Jimei University, 2024. (in Chinese)

[16] Xue D, Wu D, Yamashita A S, et al. Proximal policy optimization with reciprocal velocity obstacle based collision avoidance path planning for multi-unmanned surface vehicles[J]. Ocean engineering, 2023, 273: 114005.

(上接第29页)

Li Q H, Ren J S, Hua Y. Parametric identification of ship maneuvering motion response model based on square root cubature kalman filtering[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1790-1799. (in Chinese)

[8] He H W, Zou Z J. Black-box modeling of ship maneuvering motion using system identification method based on BP neural network[C]//Proceedings of the ASME 2020 39th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. Florida: American Society of Mechanical Engineers (ASME), 2020: V06BT06A037.

[9] Luo W, Zhang Z. Modeling of ship maneuvering motion using neural networks[J]. Journal of Marine Science and Application, 2016, 15(4): 426-432.

[10] Jiang Y, Wang X G, Zou Z J, et al. Identification of coupled response models for ship steering and roll motion using support vector machines[J]. Applied Ocean Research, 2021, 110: 102607.

[11] Chen L, Yang P, Li S, et al. Grey-box identification modeling of ship maneuvering motion based on LS-SVM[J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 112957.

[12] 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: 125-137.

[13] Raissi M, Karniadakis G E. Hidden physics models: Machine learning of nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2018, 357: 125-141.

[14] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.

[15] Raissi M, Yazdani A, Karniadakis G E. Hidden fluid mechanics: learning velocity and pressure fields from flow visualizations[J]. Science, 2020, 367(6481): 1026-1030.

[16] Raissi M, Wang Z, Karniadakis G E, et al. Deep learning of vortex-induced vibrations[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2019, 861: 119-137.

[17] Casado M H, Ferreiro R. Identification of the nonlinear ship model parameters based on the turning test trial and the backstepping procedure[J]. Ocean Engineering, 2005, 32: 1350-1369.

[18] Wang S, Wang L, Namkyun I, et al. Real-time Parameter Identification of Ship Maneuvering Response Model Based on Nonlinear Gaussian Filter[J]. Ocean Engineering, 2022, 247: 110471.