

# 基于特征模型的船舶运动建模与仿真

苗泽旭, 张显库\*, 马道成, 乔林

(大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要:** 船舶运动建模对智能控制技术的发展具有重要意义,但传统建模方法存在参数多、精度不足等问题。针对这些问题,文章以大连海事大学最新的智能研究与实训两用船“新红专”为研究对象,采用特征模型建模法构建船舶运动特征模型。首先,运用 Kalman 滤波对实船试验数据进行预处理;其次,采用含遗忘因子的非线性新息最小二乘法进行特征模型参数辨识;最后,通过回转试验和 Z 形试验验证模型的有效性与准确性。结果表明,所建模型符合度为 89.7%,相比传统 Nomoto 模型参数更少且精度更高。该研究为特征模型在航海领域的深化应用提供理论参考,对提升船舶运动控制精度具有重要意义。

**关键词:** 智能航运; 船舶运动; 特征模型; 非线性新息; 递归最小二乘法; 卡尔曼滤波

**中图分类号:** U661.33 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-4653.2026.02.013

## Ship motion modeling and simulation based on characteristic model

Miao Zexu, Zhang Xianku\*, Ma Daocheng, Qiao Lin

(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** Ship motion modeling is crucial for developing intelligent control technology. Traditional modeling methods, however, have drawbacks such as a large number of parameters and insufficient precision. To address these issues, this paper focuses on the latest intelligent research and training ship "Xin-Hong-Zhuan" of Dalian Maritime University. A ship motion characteristic model is constructed using the characteristic modeling method. First, the study begins with Kalman filtering to preprocess real-ship test data. Next, the nonlinear innovation recursive least squares method with a forgetting factor is used to identify the model's parameters. Finally, turning circle tests and zigzag maneuver tests are conducted to verify the model's effectiveness and accuracy. The results show that the model has an agreement of 89.7%, fewer parameters, and higher precision than the traditional Nomoto model. This research offers a theoretical reference for applying characteristic models in navigation and is significant for improving the precision of ship motion control.

**Key words:** intelligent shipping; ship motion; characteristic mathematical model; nonlinear innovation; recursive least squares; Kalman filter

“新红专”船作为大连海事大学船舶智能化研究的核心平台,具备智能研究与教学实训的双重功能。构建其准确的船舶运动数学模型,对于推动“新红专”船研究的深入发展具有重要意义。船舶运动数学模型建模方法主要包括:理论分析<sup>[1]</sup>(基于船舶流体力学、动力学等基础理论推导运动方程,物理意义清晰但需对复杂的实际流场进行简化处理)、试验建模<sup>[2]</sup>(通过实船试验或模型试验直接获

取船舶在特定操纵工况下的运动数据,基于实测数据规律拟合模型,数据真实性强但依赖试验条件,成本较高)、数值计算<sup>[3]</sup>(借助计算流体力学等工具模拟船舶与流场的相互作用,通过数值仿真输出运动参数构建模型,适用于复现复杂海况,但计算耗时且资源消耗大)及系统辨识法<sup>[4]</sup>等。其中,系统辨识法作为独立的数据驱动方法,其核心是基于船舶运动的输入与输出数据,通过数学算法辨识模型参数,

收稿日期: 2025-03-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52571396;51679024);大连市重点领域创新团队支持计划资助项目(2020RT08)资助

作者简介: 苗泽旭(2001—),男,博士研究生,研究方向为船舶运动控制。\*通信作者: zhangxk@dlmu.edu.cn

引用格式: 苗泽旭,张显库,马道成,等.基于特征模型的船舶运动建模与仿真[J].中国航海,2026,49(2):112-118.

Miao Z X, Zhang X K, Ma D C, et al. Ship motion modeling and simulation based on characteristic model[J]. Navigation of China, 2026, 49(2): 112-118. (in Chinese)

实现从数据到模型的映射。研究表明,通过改进优化算法(如灰狼/麻雀算法)与动态遗忘因子技术,可有效提升模型参数辨识的精度与泛化性能。孟耀等<sup>[5]</sup>采用改进灰狼算法优化船舶参数辨识,提升了复杂操纵性指数的计算精度。陈一涵等<sup>[6]</sup>提出的增强麻雀搜索算法(EISSA),通过多策略融合提升永磁同步电机参数辨识效率,但高维场景下计算复杂度过高,难以满足实时性需求。Tian等<sup>[7]</sup>提出一种基于递推最小二乘法的差分方程型模型辨识技术,建立实船运动数据驱动的参数辨识技术路线。孙功武等<sup>[8]</sup>引入模糊控制动态遗忘因子进行优化参数估计,平衡历史与实时数据权重,但模糊规则设计依赖专家经验,工程复杂度高。孙蓬勃等<sup>[9]</sup>提出基于改进扩展卡尔曼滤波(EKF)算法的无人艇MMG模型参数辨识方法,提高辨识精度和动态稳定性。Zhang等<sup>[10]</sup>提出的变换多创新最小二乘法(TMILS)通过耦合识别概念解决了传统MILS的多创新矩阵求逆问题。Song等<sup>[11]</sup>提出的基于双曲正切函数和随机梯度算法的非线性创新算法(TANH-SGA),有效规避船舶参数辨识中的多新息矩阵求逆问题。宋纯羽<sup>[12]</sup>提出非线性新息辨识算法与改进扩展卡尔曼滤波(EKF)方法实现计算复杂度降维和实时性提升。

在数学模型分类方面,Nomoto模型形式简洁但精度不足,MMG模型精度较高但参数繁多导致建模复杂。为此,特征模型作为一种折中方案被引入,通过凝练高阶系统核心特征,在保证精度的同时简化模型结构。陈瑞等<sup>[13]</sup>提出一种基于特征模型的协调控制策略,解决永磁同步电机应用于轨迹跟踪的协调控制问题。李超等<sup>[14]</sup>提出基于特征模型的挠性振动抑制方法,构建消旋动力学特征模型并开发自适应抑制器。袁海军等<sup>[15]</sup>提出基于特征模型的黄金分割智能自适应控制方法,通过黄金分割率优化特征模型参数更新机制,提升控制稳定性。王志宏等<sup>[16]</sup>提出基于特征模型的离散自适应滑模控制(DASMC),融合特征建模和滑模变结构,有效解决永磁同步电机调速系统在复杂扰动(大惯量比/不确定性/负载突变)下的高精度控制难题。江叶峰等<sup>[17]</sup>使用特征建模方法,对电网进行分层分区建模,解决基于元件机理进行动态等效建模结构复杂、参数辨识难度大的问题。于海祥<sup>[18]</sup>提出基于特征模型的低增益反馈控制器,解决卫星大角度机动力矩饱和问题。

上述文献介绍了特征模型在航空、高速列车和永磁同步电机等领域的应用,但在航海领域的研究

尚处于起步阶段,张曙辉等<sup>[19]</sup>首次将该方法引入到航海领域,基于船舶Z形操纵试验数据验证了特征模型在船舶运动建模中的适用性。本研究在其基础上进一步提出融合遗忘算法的非线性新息递推最小二乘辨识方法,通过非线性函数处理新息,有效提升数据适应性,降低了对训练数据量的需求。并以“新红专”船为研究对象,将该算法应用于“新红专”船的运动特征模型辨识中,通过回转试验数据进行特征参数辨识,并采用Z形试验数据检验模型的泛化性能,最终通过实船试验数据对比分析,验证所建特征模型的有效性与工程适用性。试验结果表明,本文的工作在算法适应性、理论完备性和工程实用性上均有显著提升。

## 1 船舶运动特征模型

基于特征建模的思想<sup>[20]</sup>,船舶运动特征模型的建立过程可以表示为一个二阶差分方程:

$$y(k+1) = f_1(k)y(k) + f_2(k)y(k-1) + g_0(k)u(k) + g_1(k)u(k-1) \quad (1)$$

式(1)中: $f_i(k)$ 、 $g_i(k)$ 是慢时变的系统参数,且二者的范围可事先确定。当对象是最小相位系统或某些弱非最小相位系统时,特征模型可以简化为:

$$y(k+1) = f_1(k)y(k) + f_2(k)y(k-1) + g_0(k)u(k) \quad (2)$$

对于采用双吊舱的“新红专”船而言,本文默认双吊舱回转角相同,此时式(2)中的 $u$ 即为求二者平均值,对于回转角不同的情况下,可将输入做处理:

$$y(k+1) = f_1(k)y(k) + f_2(k)y(k-1) + g_1(k)u_1(k) + g_2(k)u_2(k) \quad (3)$$

基于上述思想,图1为基于特征模型运动参数辨识的技术路线。

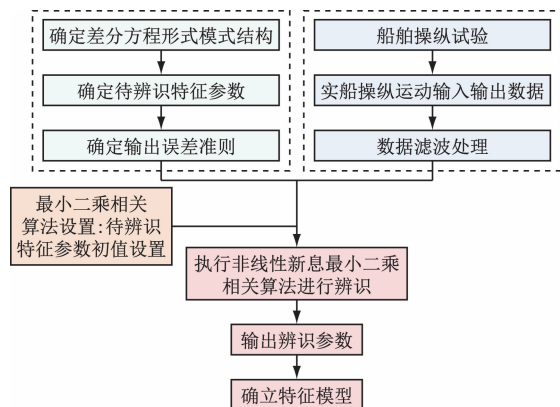


图1 基于特征模型的船舶运动参数辨识的技术路线

Fig. 1 Technical route of ship motion parameter identification based on characteristic model

## 2 非线性新息辨识

### 2.1 Kalman 滤波

通过数据采集获取的原始信号包含噪声干扰,需进行预处理以提升数据质量。本文采用 Kalman 滤波算法<sup>[21]</sup>,基于实时数据信息动态修正系统状态估计值,降低噪声对数据精度的干扰。卡尔曼滤波器的状态方程(描述系统动态演化):

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (4)$$

式(4)中: $\mathbf{X}_k$ 为 $k$ 时刻的系统状态向量; $\mathbf{F}_k$ 为状态转移矩阵,描述状态随时间演化的线性关系; $\mathbf{B}_k$ 为控制输入矩阵; $\mathbf{u}_k$ 为 $k$ 时刻的控制输入向量(如舵角指令); $\mathbf{w}_k$ 为过程噪声,服从零均值高斯分布。

观测方程(描述传感器测量过程):

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \xi \quad (5)$$

式(5)中: $\mathbf{Z}_k$ 为 $k$ 时刻的观测向量; $\mathbf{H}_k$ 为观测矩阵; $\xi$ 为观测噪声,服从零均值高斯分布。

滤波过程分为预测和更新两个阶段,具体步骤如下:

#### 1) 预测阶段

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (7)$$

式(6)为状态预测(基于上一时刻最优估计预测当前状态),式(7)为协方差预测(更新状态估计的不确定性)。

#### 2) 更新阶段

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (10)$$

式(8)为卡尔曼增益计算(权衡预测和观测的权重);式(9)为状态更新(融合观测值修正预测状态);式(10)为协方差更新(更新修正后的协方差矩阵),协方差的初始值会对算法收敛性产生影响,因此在不同的预测系统中,协方差的值存在一定差异。

### 2.2 非线性新息最小二乘法

对滤波处理后的艏向角数据,采用含遗忘因子的递归最小二乘法进行参数辨识。

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}_1(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k-1)}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}^T(k-1) \mathbf{P}_1(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k-1)} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_1(k) = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k)] \mathbf{P}_1(k-1) \quad (12)$$

$$e(k) = [y(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k-1) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \xi_i] \quad (13)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k) \tanh(\varepsilon e(k)) \quad (14)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi} = \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为数据列向量,由滤波处理后的艏向

角前一时刻值、前两时刻的艏向角及舵角输入构成; $e(k)$ 为辨识量和真实量之间的差值; $\xi_i$ 为加入的白噪声; $\hat{\boldsymbol{\theta}} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为需要辨识的3个参数向量; $y(k)$ 为滤波后艏向角的当前时刻值; $\mathbf{K}(k)$ 、 $\mathbf{P}_1(k)$ 分别为相应维数的中间变量矩阵或向量。

从式(14)可以看出,对新息进行双曲正切函数的非线性处理,这种改进可以使用更少的样本数据辨识出准确度更高的数学模型。

### 2.3 算法收敛性分析

算法的收敛性对于系统辨识来说至关重要,张国庆<sup>[22]</sup>采用鞅收敛定理证明含遗忘因子的非线性新息最小二乘辨识算法收敛。图2为基于鞅收敛定理的参数估计算法收敛性验证流程图。

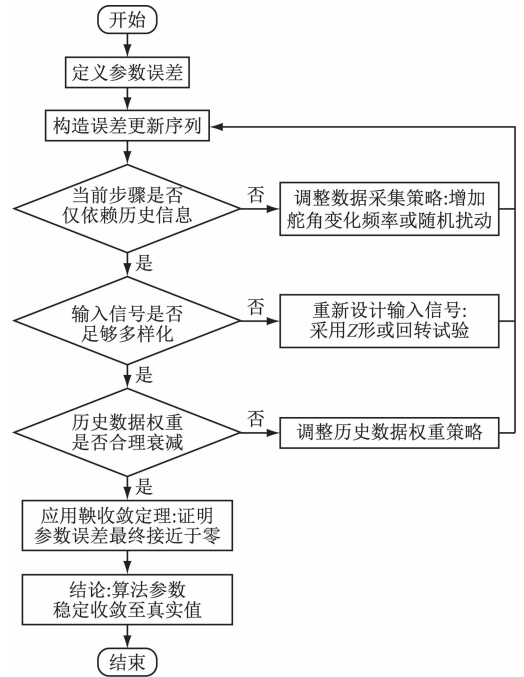


图2 基于鞅收敛定理的参数估计算法收敛性验证流程图

Fig. 2 Flow chart of parameter estimation algorithm convergence verification based on martingale convergence theorem

设系统参数真实值为 $\boldsymbol{\theta}$ ,估计值为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ ,定义参数误差向量 $\mathbf{e}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k - \boldsymbol{\theta}$ 。算法更新方程:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \lambda \mathbf{P}_k \boldsymbol{\varphi}_k \tanh\left(\frac{\varepsilon_k}{\sigma}\right) \quad (15)$$

式(15)中: $\varepsilon_k = y_k - \boldsymbol{\varphi}_k^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$ 为系统误差; $\boldsymbol{\varphi}_k$ 为回归向量。

定义随机过程为:

$$\mathbf{M}_k = \sum_{i=1}^k \lambda_i \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{P}_i \boldsymbol{\varphi}_i \tanh\left(\frac{\varepsilon_i}{\sigma}\right) \quad (16)$$

由于噪声独立性和 $\tanh(x)$ 的奇函数性质可验证 $\mathbf{M}_k$ 为适用于 $\mathbf{F}_k$ 的鞅,增量满足:

$$E[M_k - M_{k-1} | F_{k-1}] = 0 \quad (17)$$

进一步由  $\tanh(x)$  的有界性和协方差矩阵  $\mathbf{P}_k$  衰减特性 ( $\|\mathbf{P}_k\| \leq \lambda_{\max} e^{-\alpha k}$ ) 可得:

$$E[(M_k - M_{k-1})^2 | F_{k-1}] \leq C \lambda_k^2 \|\boldsymbol{\varphi}_k\|^4 \quad (18)$$

式(18)中: $C$  为常数。由鞅收敛定理可得  $M_k$  几乎必然收敛至有限值。

在持续激励条件下 (存在常数  $\beta > 0$ , 使得  $\sum_{k=1}^N \boldsymbol{\varphi}_k \boldsymbol{\varphi}_k^T \geq \beta \mathbf{I}$  成立。), 协方差矩阵  $\mathbf{P}_k$  指数衰减, 结合式(15)可得:

$$\|\mathbf{e}_k\|^2 \leq \lambda_{\max}(\mathbf{P}_k^{-1}) \cdot \text{tr}(\mathbf{P}_k \mathbf{e}_0 \mathbf{e}_0^T) \quad (19)$$

式(19)中: $\lambda_{\max}(x)$  为最大特征值。 $\mathbf{P}_k^{-1}$  随  $k$  的增长趋于正定矩阵, 所以  $\|\mathbf{e}_k\| \rightarrow 0$  必然成立, 即  $\lim_{k \rightarrow \infty} \hat{\theta}_k = \theta$ 。即采用鞅收敛定理证明具有遗忘因子的非线性新息最小二乘算法收敛。

讨论 1: 未加白噪声  $\xi_i$  时辨识精度和泛化能力较差, 特征向量可能无法满足持续激励条件, 导致协方差矩阵  $\mathbf{P}_k$  不衰减, 参数估计误差无法收敛, 因此, 对加入的白噪声  $\xi_i$  进行假设, 即白噪声  $\xi_i$  为零均值、方差有界的独立随机序列, 与  $\boldsymbol{\varphi}_k$  独立, 且加入白噪声可以增强激励, 提升算法的鲁棒性。

## 3 模型精度验证

### 3.1 参数辨识数据输入

对于含遗忘因子的递归最小二乘法中的矩阵  $\mathbf{K}(k)$ 、 $\mathbf{P}_1(k)$  中元素初值分别为  $10^1$ 、 $10^6$ , 遗忘因子  $\lambda$  取 0.98。本文所使用的实船操纵运动数据均来自大连海事大学“新红专”船的实船海试试验, 试验时间为 2024 年 8 月, 试验期间海况等级为 4 级海况 (平均风速 5.36 m/s, 最大风速 6.8 m/s, 相对风向为  $-21^\circ$  至  $39^\circ$ )。船舶姿态与运动参数 (如艏向角, 航速, 位置等) 通过惯性导航系统与姿态仪同步采集。本文分析的具体试验工况为左舵  $10^\circ$  回转试验与  $20^\circ$  舵角、245 r/min 转速下的 Z 形操纵试验。采用回转试验数据进行特征参数辨识, 并采用 Z 形试验数据检验模型的泛化性能。

“新红专”的船舶主要参数见表 1。

表 1 船舶主要参数

Tab.1 Main particulars of the ship

参数	数值
船长 $L/\text{m}$	69.833
船宽 $B/\text{m}$	10.900
吃水 $d/\text{m}$	3.500
排水体积 $\nabla/\text{m}^3$	1 457.6
方形系数 $C_b$	0.571 8

### 3.2 数据处理与特征参数辨识

按特征模型运动参数辨识的技术路线, 通过数据处理、滤波处理、特征参数辨识等操作, 得到“新红专”船特征模型的 3 个特征参数:

$$\begin{cases} f_1(k) = 0.160 5 \\ f_2(k) = 0.840 1 \\ g_0(k) = 7.115 3 \end{cases} \quad (20)$$

即基于特征模型的船舶运动特征模型的表达式为:

$$\Psi(k+1) = 0.160 5 \Psi(k) + 0.840 1 \Psi(k-1) + 7.115 3 \delta(k) \quad (21)$$

图 3 为通过参数辨识获得“新红专”船的 3 个特征参数的收敛曲线。图 4 为回转试验辨识模型验证图。

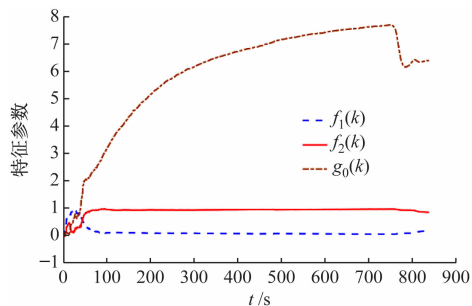


图 3 特征参数的收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of characteristic parameters

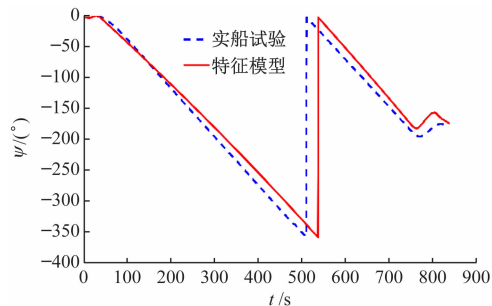


图 4 回转试验辨识模型验证图

Fig.4 Verification diagram of turning test identification model

图 4 中实船数据与模型仿真曲线在航向角上同步度较高, 模型能准确反映船舶动态响应。此外为避免船舶回转试验第二圈数据由  $-360^\circ$  变为  $0^\circ$  的突变 (右转为正, 左转为负), 在实际辨识时对数据进行连续化处理。

### 3.3 模型验证结果分析

利用“新红专”船特征模型进行 Z 形仿真试验, 对比试验为无非线性新息辨识算法。图 5 为“新红专”船实船  $20^\circ/20^\circ$  Z 形试验与特征模型的 Z 形仿真试验结果, 模型仿真结果与实船试验在航向角变化趋势和周期性波动上高度一致, 验证特征模型对 Z

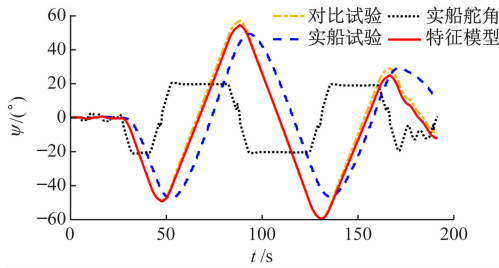


图5 利用船舶Z形试验对特征模型进行验证

Fig. 5 The characteristic model verified by ship Zig Zag maneuver test

表2 20°/20°Z形试验超越角对比

Tab. 2 Comparison of 20°/20° Zig-Zag maneuver test overshoot angle

模型参数	实船数据/(°)	非线性新息辨识数值/(°)	相对误差非线性新息辨识/%	对比试验数据/(°)	对比试验相对误差/%
第一超越角	26.9	31.5	14.6	31.6	14.9
第二超越角	29.0	38.6	24.9	39.8	27.1

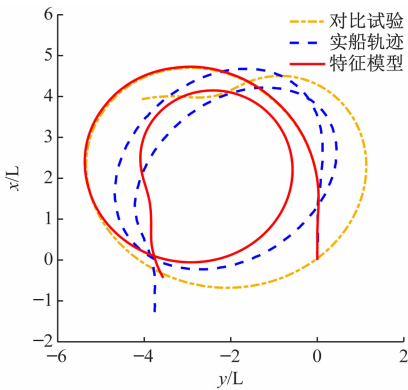


图6 10°左旋回仿真试验

Fig. 6 10° turning left simulation

“新红专”船旋回性能指标见表3,根据船舶运动控制中关于符合度的定义<sup>[23]</sup>,对符合度进行验证。

表3 “新红专”船旋回性能指标

Tab. 3 Turning performance index of “Xin-Hong-Zhuan” ship

模型参数	实船试验	非线性新息辨识	对比试验
无因次进距 $A_d/L$	4.52	4.65	4.65
无因次旋回初径 $D_T/L$	5.06	5.21	5.20
无因次旋回直径 $D/L$	3.19	4.27	4.67

$$\bar{C}_M = \frac{1}{3} \sum \left\{ \frac{\min(A_{d1}, A_{d2})}{\max(A_{d1}, A_{d2})} + \frac{\min(D_{T1}, D_{T2})}{\max(D_{T1}, D_{T2})} + \frac{\min(D_1, D_2)}{\max(D_1, D_2)} \right\} \times 100\% \quad (22)$$

形试验中船舶运动特性的建模能力,但模型在舵角频繁调整阶段航向角波动幅度略大于实船试验。表2给出了20°/20°特征模型和实船试验数据的Z形试验超越角对比,非线性新息辨识的第一超越角和第二超越角总体符合度为80.3%,对比试验超越角符合度为79.0%。

对本文的特征模型建模法的建模符合度进行验证,图6为10°左旋回仿真试验,其中 $x/L, y/L$ 分别为船长方向、船宽方向距离与船长的比。

式(22)中: $A_{d1}$ 为实船旋回进距; $A_{d2}$ 为模型旋回仿真进距; $D_{T1}$ 为实船旋回初径; $D_{T2}$ 为仿真旋回初径; $D_1$ 为实船旋回直径; $D_2$ 为仿真旋回直径。由式(22)计算可得本文所使用的基于特征模型的非线性新息辨识算法与非线性新息辨识算法所构建“新红专”船的模型旋回仿真与实船试验的符合度均较好,符合度分别为89.7%和87.6%。对于此例而言,所使用的基于特征模型的准确度略高于传统的非线性Nomoto模型,而传统的非线性Nomoto模型有4个参数需要辨识,特征模型有3个参数需要辨识(如果考虑其中两个参数相加等于1的约束条件,则只有两个参数),相对更简洁,具有一定的实际应用参考价值。

从图5和图6中可以看出,针对此例而言,用非线性新息辨识的模型进行Z形试验虽然比线性新息辨识的模型稍有提升,但提升幅度不大,其根本原因是使用的特征模型本身需要的参数较少,改进算法所需样本数据少,优势体现不明显。

## 4 结论

本研究以大连海事大学“新红专”船为研究对象,构建基于特征模型的船舶运动特征模型。通过Kalman滤波与含遗忘因子的非线性新息递推最小二乘法的融合,实现船舶特征参数的高效准确辨识,结合鞅收敛定理的严格证明,进一步验证算法收敛性。试验结果表明,所构建的模型在回转试验和Z形试验验证中能较好复现实船特性,模型准确度满足工程应用需求,为船舶运动控制研究提供了可靠

数学基础。本研究的创新点在于将航海领域应用相对较少的含遗忘因子的非线性新息递推最小二乘法引入船舶建模,提供了参数辨识新技术思路,同时将鞅收敛定理应用于船舶运动模型参数辨识的收敛性分析,为算法稳定性提供了严格的数学支撑。未来研究可结合动态遗忘因子或深度学习技术优化参数辨识的鲁棒性与实时性,拓展模型在风浪干扰、多船协同等复杂场景下的泛化能力。本研究为特征模型在航海领域的应用提供了理论参考,对提升船舶运动控制精度与复杂环境下的航行安全性具有重要意义。

### 参 考 文 献

- [1] 张显库,洪皓辰. 基于非线性修饰和零阶保持器的船舶航向保持控制[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(1): 84-89.  
Zhang X K, Hong H C. Design of ship course keeping controller based on zero-order holder and nonlinear modification [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(1): 84-89. (in Chinese)
- [2] Xu W H, Jiao J L, Xu G D, et al. Intelligent control of flap-type fin stabilizer for ship roll motion reduction[J]. Ocean Engineering, 2025, 323: 120630.
- [3] Jia G Y, Jiao J L, Chen C H, et al. CFD simulation of wave-induced motions of an LNG ship considering tank sloshing effects[J]. Brodogradnja, 2025, 76: 1-27.
- [4] 张显库,祝慧颖. 基于正弦函数处理新息的船舶模型参数辨识新算法[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(5): 158-162.  
Zhang X K, Zhu H Y. New identification algorithm for ship model parameters based on sinusoidal function processing innovation [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2021, 16(5): 158-162. (in Chinese)
- [5] 孟耀,张秀凤,陈雨农. 基于改进灰狼算法的船舶数学模型参数辨识[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(8): 1304-1312.  
Meng Y, Zhang X F, Chen Y N. Parameter identification of a ship mathematical model based on the modified grey wolf algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(8): 1304-1312. (in Chinese)
- [6] 陈一涵,曾成碧,苗虹,等. 增强改进麻雀算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(11): 177-182.  
Chen Y H, Zeng C B, Miao H, et al. Enhancing improved sparrow algorithm for multi-parameter identification of permanent magnet synchronous motor [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(11): 177-182. (in Chinese)
- [7] Tian Y F, Huang L W, Chen L J, et al. System identification based parameter identification of responding type ship motion model [C] // 2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). [S.l.]: IEEE, 2019: 542-547.
- [8] 孙功武,谢基榕,王俊轩. 基于动态遗忘因子递推最小二乘算法的船舶航向模型辨识[J]. 计算机应用, 2018, 38(3): 900-904.  
Sun G W, Xie J R, Wang J X. Ship course identification model based on recursive least squares algorithm with dynamic forgetting factor [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(3): 900-904. (in Chinese)
- [9] 孙蓬勃,董早鹏,刘伟,等. 基于改进扩展卡尔曼滤波算法的无人艇 MMG 模型参数辨识[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(1): 38-46.  
Sun P B, Dong Z P, Liu W, et al. Parameter identification of unmanned surface vehicle MMG model based on an improved extended Kalman filter [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 38-46. (in Chinese)
- [10] Zhang G Q, Zhang X K, Pang H S. Multi-innovation auto-constructed least squares identification for 4 DOF ship manoeuvring modelling with full-scale trial data [J]. ISA Transactions, 2015, 58: 186-195.
- [11] Song C Y, Zhang X K, Zhang G Q. Nonlinear innovation identification of ship response model via the hyperbolic tangent function [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2021, 235(6): 977-983.
- [12] 宋纯羽. 基于非线性新息的船舶运动数学模型辨识新算法[D]. 大连:大连海事大学, 2023.  
Song C Y. A new identification algorithm of ship motion mathematical model based on nonlinear innovation [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2023. (in Chinese)
- [13] 陈瑞,吴悠,杜荣华,等. 一种基于特征模型的永磁同步电机协调控制策略[J]. 电气工程学报, 2025, 20(1): 54-64.  
Chen R, Wu Y, Du R H, et al. A coordinated control strategy for the permanent magnet synchronous motor based on the characteristic model [J]. Journal of Electrical Engineering, 2025, 20(1): 54-64. (in Chinese)
- [14] 李超,何英姿,胡勇. 基于特征模型的挠性航天器接触消旋控制[J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48(2): 54-61.  
Li C, He Y Z, Hu Y. Contact detumbling control of

- flexible spacecraft based on characteristic model [J]. *Aerospace Control and Application*, 2022, 48(2): 54-61. (in Chinese)
- [15] 袁海军, 赵志刚. 基于特征模型的高速列车黄金分割自适应控制[J]. *计算机仿真*, 2020, 37(5): 100-104. Yuan H J, Zhao Z G. Characteristic model based golden section adaptive control of high speed train [J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(5): 100-104. (in Chinese)
- [16] 王志宏, 王翔, 吴益飞, 等. 基于特征模型的PMSM调速系统离散自适应滑模控制[J]. *南京理工大学学报*, 2015, 39(6): 637-642. Wang Z H, Wang X, Wu Y F, et al. Discrete adaptive sliding mode control based on characteristic model for PMSM speed regulation system [J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2015, 39(6): 637-642. (in Chinese)
- [17] 江叶峰, 熊浩, 付伟. 基于特征模型的电力系统在线动态等效建模[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(5): 139-146. Jiang Y F, Xiong H, Fu W. Online dynamic equivalent modeling of power system based on characteristic model [J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2022, 50(5): 139-146. (in Chinese)
- [18] 于海祥. 基于特征模型的力矩饱和和卫星姿态控制[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2013, 44(增刊1): 142-146. Yu H X. Characteristic model-based attitude control of satellites subject to input saturation [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2013, 44(S1): 142-146. (in Chinese)
- [19] 张曙辉, 张显库, 胡甚平. 基于特征模型的船舶运动数学模型[J]. *中国航海*, 2012, 35(4): 63-65. Zhang S H, Zhang X K, Hu S P. Characteristic model-based ship motion mathematical model [J]. *Navigation of China*, 2012, 35(4): 63-65. (in Chinese)
- [20] 吴宏鑫, 胡军, 解永春. 基于特征模型的智能自适应控制[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2009. Wu H X, Hu J, Xie Y C. Characteristic model-based intelligent adaptive control [M]. Beijing: China Science and Technology Press, 2009. (in Chinese)
- [21] Xu D W, Wang Y D, Jia L M, et al. Real-time road traffic state prediction based on ARIMA and Kalman filter [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18: 287-302.
- [22] 张国庆. 超恶劣海况下船舶运动筒捷鲁棒自适应控制[D]. 大连: 大连海事大学, 2015. Zhang G Q. Concise robust adaptive control for ships under phenomenal sea states [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2015. (in Chinese)
- [23] 张显库, 杨光平, 张强. 一种双极性S函数修饰的非线性船舶航向保持算法[J]. *大连海事大学学报*, 2016, 42(3): 15-19. Zhang X K, Yang G P, Zhang Q. A kind of bipolar sigmoid function decorated nonlinear ship course keeping algorithm [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2016, 42(3): 15-19. (in Chinese)