



## 基于SVR的船舶简化分离型模型水动力系数辨识研究

宋利飞 王毓清 彭伟 李培勇 刘禹杉 张永峰

### Hydrodynamic coefficients identification of ship simplified modular model based on support vector regression

SONG Lifei, WANG Yuqing, PENG Wei, LI Peiyong, LIU Yushan, ZHANG Yongfeng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03832>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 一种基于扩展状态观测器的智能船舶Nomoto模型参数辨识方法

Extended state observer-based parameter identification of Nomoto model for autonomous vessels

中国舰船研究. 2023, 18(3): 75-85 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02552>

#### 基于反馈粒子滤波的船舶模型参数辨识

Parameter identification of ship model based on feedback particle filter

中国舰船研究. 2019, 14(3): 158-162, 178 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01323>

#### 基于SR-UKF的潜艇水动力系数辨识方法

A SR-UKF-based method to identify submarine hydrodynamic coefficients

中国舰船研究. 2021, 16(3): 44-49 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01893>

#### 基于正弦函数处理新息的船舶模型参数辨识新算法

New identification algorithm for ship model parameters based on sinusoidal function processing innovation

中国舰船研究. 2021, 16(5): 158-162 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02122>

#### 基于ASNLS算法的智能浮标浮潜模型参数辨识

Parameter identification of smart float diving model based on ASNLS algorithm

中国舰船研究. 2024, 19(2): 13-20 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03186>

#### 智能船舶动力系统设备的自适应阈值方法

Adaptive threshold method for intelligent ship power system equipment

中国舰船研究. 2021, 16(1): 167-173 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01951>



扫码关注微信公众号，获得更多资讯信息

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03832>

期刊网址: [www.ship-research.com](http://www.ship-research.com)

引用格式: 宋利飞, 王毓清, 彭伟, 等. 基于SVR的船舶简化分离型模型水动力系数辨识研究[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(1): 65-75.

SONG L F, WANG Y Q, PENG W, et al. Hydrodynamic coefficients identification of ship simplified modular model based on support vector regression[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 65-75 (in Chinese).

# 基于SVR的船舶简化分离型模型 水动力系数辨识研究



扫码阅读全文

宋利飞<sup>1,2</sup>, 王毓清<sup>1,2</sup>, 彭伟<sup>3</sup>, 李培勇<sup>1,2</sup>, 刘禹杉<sup>4</sup>, 张永峰<sup>5\*</sup>

1 高性能舰船技术教育部重点实验室(武汉理工大学), 湖北 武汉 430063

2 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430063

3 广船国际有限公司, 广东 广州 511462

4 中国人民解放军 92942 部队, 北京 100055

5 武汉理工大学, 湖北 武汉 430070

**摘要:** [目的] 为解决船舶分离型(MMG)模型水动力系数辨识存在的共线性和参数漂移问题, 提出一种基于支持向量回归(SVR)的三自由度简化分离型模型建模方法。[方法] 首先, 在样本数据的基础上提出一种数据预处理策略, 以提升样本的有效性; 然后, 通过 Lasso 回归算法筛选对模型影响较显著的水动力系数, 以减小多重共线性的程度; 接着, 针对分离型模型推导水动力系数辨识的回归模型, 通过 SVR 进行水动力系数辨识; 最后, 采用差分法和数据中心化重构回归模型, 以削弱参数漂移对水动力辨识误差的影响。[结果] 试验结果显示, 水动力系数预报值与数值模拟结果吻合较好, 均方根误差(RMSE)和相关系数(CC)的计算结果均在良好范围内。[结论] 通过 SVR 算法可以成功辨识出分离型模型的水动力系数, 辨识得到的水动力系数精度较高, 并且所建立的模型具有较好的预报能力和鲁棒性。

**关键词:** 船舶; 操纵性; 水动力学; 数学模型; 参数辨识; 支持向量回归; 白箱建模

中图分类号: U661.33

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03832

## 0 引言

船舶操纵性是船舶重要的水动力性能之一, 船舶操纵运动数学模型中的水动力系数是其中非常重要的一个环节, 常见的方法主要有经验公式、基于计算流体力学(CFD)的数值模拟以及模型试验结合回归分析的方法。此外, 系统辨识的方法也逐步应用于该领域的研究, 传统的辨识方法主要有最小二乘法<sup>[1]</sup>、扩展的卡尔曼滤波法<sup>[2]</sup>和极大似然估计<sup>[3]</sup>等。随着人工智能的发展, 人工神经网络因其非线性拟合性能在船舶与海洋工程领域得到广泛应用。Haddara 和 Wang<sup>[4]</sup>应用人工神经网络对船舶操纵运动进行了参数辨识建模研究; 范余明等<sup>[5]</sup>和 Zhang 等<sup>[6]</sup>分别应用 BP 神经网络和 Chebyshev 神经网络对船舶操纵运动进行

了辨识建模预报; Ueno 等<sup>[7]</sup>应用遗传算法辨识了渔船非线性横摇运动方程的阻尼系数和回复力矩系数, 并将辨识结果与传统能量法的结果进行了比较。但是, 采用神经网络方法需要的样本量较大, 需采集较多的输入与输出数据进行训练方可获得准确的辨识结果; 而应用小尺度样本进行训练学习又容易出现过拟合现象, 从而降低辨识模型的准确性和泛化性。

支持向量机(SVM)是基于结构风险最小化原则的机器学习算法, 适用于处理非线性、小样本、高维度及局部极值问题, 已在船舶参数辨识研究中取得积极的效果。Luo 和 Zou<sup>[8]</sup>基于最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)的方法辨识了船舶整体型模型的水动力系数, 并采用粒子群优化(PSO)算法<sup>[9]</sup>和人工蜂

收稿日期: 2023-03-19 修回日期: 2024-04-08 网络首发时间: 2024-12-16 16:36

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51809203)

作者简介: 宋利飞, 男, 1989年生, 博士, 副教授, 博士生导师。研究方向: 智能船舶。E-mail: songlifei@whut.edu.cn

王毓清, 女, 2000年生, 硕士生。研究方向: 船舶智能航行。E-mail: wyqing@whut.edu.cn

张永峰, 男, 1989年生, 硕士, 讲师。研究方向: 船舶轮机制造。E-mail: zhangyf1989@whut.edu.cn

\*通信作者: 张永峰

群(ABC)算法<sup>[10]</sup>寻找了最优参数;王雪刚<sup>[11]</sup>基于LS-SVM的方法对四自由度船舶操纵运动分别进行了黑箱建模、灰箱建模和白箱建模并进行了对比评价,随后,又通过 $\varepsilon$ -SVR对三自由度整体型操纵模型进行了参数辨识<sup>[12]</sup>,结果显示参数辨识结果与真实值仍存在差距,即存在参数漂移现象。为减小参数漂移现象,Hwang<sup>[13]</sup>提出了分批辨识、并行处理、放大-缩小估计及参数估计等方法,但只针对非线性水动力系数;Rhee等<sup>[14]</sup>采取通过修改输入来减缓参数漂移现象;Luo和Li<sup>[15]</sup>通过对输入引入附加激励来减小多重共线性程度;罗伟林<sup>[16]</sup>采取在船舶整体型模型参数辨识中使用附加激励法来重建样本,以减缓参数漂移现象。

SVM多被用于整体型模型的参数辨识问题,以对船舶操纵性能进行评估;分离型(MMG)模型由于是将船体的受力分离处理,可用于船舶的航速航向控制,但目前采用MMG模型进行参数辨识的情况较少。本文拟基于SVM模型开展船舶MMG模型的水动力参数辨识研究,然后结合数据清洗、Lasso回归算法、差分法及数据中心化有效削弱参数漂移问题,最后,进行对比以验证所提方法的准确性。

## 1 三自由度船舶操纵运动模型

### 1.1 船舶分离型数学模型

为准确描述船舶的运动,采用了2个右手直角坐标系:地球固定坐标系 $o_0-x_0y_0z_0$ 和随船运动坐标系 $o-xyz$ ,如图1所示。

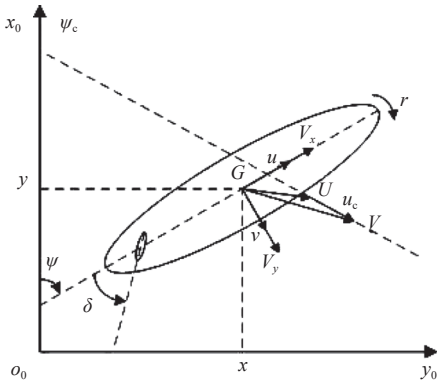


图1 船舶操纵运动坐标系

Fig. 1 Coordinate reference systems of ship maneuvering motion

在进行船舶操纵控制研究时,通过简化自由度可以减少控制系统的复杂性,提高控制效率,因此通常只关注纵荡、横荡和艏摇这3个对船舶位置影响较大的自由度。分析喷水推进无人艇的运动特性,建立喷水推进艇水面三自由度运动的动力学模型,如图1所示。图中: $u, v, r$ 分别为前

进速度、横移速度和转艏角速度; $\psi$ 为艏向角; $V$ 为对地运动速度; $V_x$ 和 $V_y$ 分别为 $V$ 在船坐标 $x$ 轴和 $y$ 轴的分量; $U$ 为无人艇在水平面对水流的速度; $U_c$ 为均匀流的流速; $\psi_c$ 为均匀流的方向; $\delta$ 为喷口角度。

取船舶重心为原点,建立随船运动坐标系下的船舶三自由度运动方程,并假设船舶左右对称,建立船舶水平面三自由度MMG运动模型<sup>[17]</sup>如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos \varphi - v \sin \varphi \\ \dot{y} = u \sin \varphi + v \cos \varphi \\ \dot{\varphi} = r \\ \dot{u} = (1/m + m_x)[(m + m_y)rv + X_H + X_P] \\ \dot{v} = (1/m + m_y)[-(m + m_x)rv + Y_H + Y_P] \\ \dot{r} = 1/I_{zz} + J_{zz}(N_H + N_P) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $X_H, Y_H, N_H$ 为作用于船体上的流体动力和力矩; $X_P, Y_P$ 和 $N_P$ 分别为喷水推进器产生的推力和力矩; $x, y$ 为船舶在地球固定坐标系下的位置; $m$ 为船体质量; $m_x, m_y$ 分别为纵向和横向附加质量; $I_{zz}$ 为偏航惯性矩; $J_{zz}$ 为偏航中的附加惯性矩。

作用于船舶上的流体水动力可表示为<sup>[3]</sup>

$$\begin{cases} X_H = X_{uu}u^2 + X_{vv}v^2 + X_{rr}r^2 \\ Y_H = Y_vv + Y_r r + Y_{vv}|v| + Y_{rr}|r| + Y_{vr}|v|r \\ N_H = N_vv + N_r r + N_{rr}|r| + N_{vrr}vr^2 + N_{vvr}v^2r \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_{uu}, X_{vv}, X_{rr}$ 为纵向水动力系数; $Y_v, Y_r, Y_{vv}, Y_{vr}, Y_{rr}$ 为横向水动力系数; $N_v, N_r, N_{rr}, N_{vrr}, N_{vvr}$ 为转艏水动力系数。

本文所采用喷水推进器包括进水管、水泵、传动轴系、控制单元、转向和倒车装置,依靠喷水产生反作用力推进船舶,并通过转向喷口实现舵向控制。参考曾薄文<sup>[17]</sup>提出的喷水推进艇的水面三自由度运动的动力学模型,该模型分析了因推进器喷口转动造成的无人艇速度的损失,考虑了推进器内部损失、船-泵之间的相互作用,以及诸如船体边界层、推进器进流横截面面积、推进器进口的形状、喷口形状、管道转角的度数、弯管曲率半径大小、前后管段的面积比例和弯管截面形状等因素对船体与喷水推进器之间相互作用的影响。

无人艇产生的横向推力、纵向推力和回转力矩简化处理的计算公式可表示为<sup>[17]</sup>

$$\begin{cases} X_P = \rho A_j v_j (v_j - \alpha u) \cos \delta \\ Y_P = \rho A_j v_j (v_j - \alpha v) \sin \delta \\ N_P = Y_P x_T \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\rho$ 为水的密度; $\alpha$ 为动量利用因子; $x_T$ 为推力

作用点在艇体坐标系下的坐标;  $v_j$  为喷口速度;  $A_j$  为喷嘴面积。

## 1.2 样本处理

根据式(1), 连续进行  $10^\circ/10^\circ$ ,  $15^\circ/15^\circ$ ,  $20^\circ/20^\circ$ ,  $25^\circ/25^\circ$  和  $30^\circ/30^\circ$  的 Z 形试验数值模拟, 每进行 5 次操舵后就变换最大舵角, 并以初始速度  $0.8 \text{ m/s}$  获取后续开展白箱辨识的数据样本。该试验为连续运动且包含大量数据点, 间隔较短运动过程中的运动参数变化很小, 样本在 3 个自由度的状态差别也较小, 因而可通过间隔提取精简数据集。本文将采样间隔设定为  $0.1 \text{ s}$ , 采样时间为  $2100 \text{ s}$ , 初始样本个数为  $21000$ 。

由于样本数据可能存在误差, 不利于后续构建训练模型, 为提高模型准确性, 对样本数据进行预处理, 其过程分为 3 个步骤: 数据清洗、数据变换和数据划分。

在 Z 形试验的数值模拟中, 由于喷角、横向速度、横向加速度及航向角等状态会在零值附近进行过渡, 因此有可能导致相关特征值非常接近于 0 或是趋近于无穷大。在数据处理阶段, 在涉及到乘法和除法运算的时候, 这些小数值和过渡情况可能会产生零值、无穷值、异常值和冗余值。其中, 异常值可能会导致模型过于敏感, 使模型难以精准反映真实系统的行为; 冗余数据会引起模型过度拟合训练数据, 导致泛化性不佳。因此, 需要进行数据清洗, 需在保持数据整体结构不变的前提下标准化数据格式, 清除异常数据和冗余数据, 并剔除存在缺失值的样本。具体计算如下所示。

假设数据集  $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ , 标准化数据格式可以表示为

$$z_r = f(z_i) \quad (4)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $f(\cdot)$  为一个函数。可以将数据点  $z_i$  转换为标准化后的值  $z_r$ 。

$$I = (X - E(X))/\sigma(X) \quad (5)$$

式中:  $I$  为标准分数, 表示某数据相对于该组数据平均值的偏离程度;  $E(X)$  为数据集的期望值;  $\sigma(X)$  为数据集的标准差。通过对样本数据标准化, 可剔除数据集  $Z$  中  $I$  的绝对值较大的数据, 减小各参数之间的变化范围。

剔除冗余数据可防止模型过度学习, 具体可表示为

$$Z' = \{z_i | z_i \text{ 不包含重复信息}\} \quad (6)$$

识别存在缺失值的数据, 删除包含缺失值的整个样本, 具体可表示为

$$Z' = \{z_i | \forall z_i \neq \text{missing}\} \quad (7)$$

式中:  $Z'$  为  $Z$  剔除不良数据后的数据集;  $z_i$  为保留数据;  $\text{missing}$  代表缺失值。

为避免过小数据的不良影响, 设定一个阈值, 剔除绝对值小于该阈值的样本数据, 具体可表示为

$$|z_i| \geq \Lambda \quad (8)$$

式中,  $\Lambda$  为设定的阈值。

由于数据集中各变量之间量纲和数量级存在差异, 因此将水动力系数转换成便于比较的无因次形式, 运动变量保持为有因次形式。

接下来划分数据, 假设一个数据集  $D$ , 划分后的训练集样本个数  $M$  为

$$M = r \times N \quad (9)$$

式中:  $N$  为样本总数;  $r$  为比例系数,  $r \in (0, 1)$ 。训练集中的样本用  $D_{\text{train}} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\}$  表示, 其中  $x_i$  为输入,  $y_i$  为对应的输出。

测试集样本包含  $N - M$  个样本, 即  $D_{\text{test}} = \{(x_{M+1}, y_{M+1}), \dots, (x_N, y_N)\}$ 。

本文取  $r = 0.8$ , 按照 8:2 的比例将清洗后的数据划分为训练集和测试集。其中, 训练集用于构建模型和参数辨识, 测试集在已训练的模型中进行预测, 以得到相应的预测值。通过比较测试集输出的真实值与预测值, 评估模型的泛化性。

## 1.3 模型简化

### 1.3.1 Lasso 回归

Lasso 回归是一种稀疏回归方法, 该方法引入了一个惩罚函数, 通过调节正则化参数控制惩罚力度大小, 然后将对预测结果影响较低的变量所对应的系数压缩至 0, 在避免过拟合问题的前提下实现变量筛选。

对于多元线性回归模型:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (10)$$

式中:  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ , 为响应变量;  $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ , 为协变量;  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^T$ , 为回归系数;  $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)^T$ , 为随机误差。

对于上述回归模型, 对应的 Lasso 回归表达式为

$$\beta_{\text{OLS}} = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (11)$$

式中:  $p$  表示特征数量;  $y_i$  为响应变量的原始值;

$\hat{y}_i$ 为响应变量的预测值;  $\lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$ 为惩罚项,  $\lambda > 0$ 是正则化参数,  $\lambda$ 越大, 表示对 $\beta$ 的惩罚力度越大, 导致越来越多的参数被缩小为0, 从而减小参数漂移的风险, 其中 $\beta$ 为模型参数。

对上述训练集数据使用 Lasso 回归算法, 响应变量为船舶受到水动力  $X_H, Y_H, N_H$ , 协变量为运动参数:

$$\begin{aligned} X_1 &= [u^2(k), v^2(k), r^2(k)] \\ X_2 &= [v(k), r(k), v(k)|v(k)|, |v(k)|r(k), r(k)|r(k)|] \\ X_3 &= [v(k), r(k), r(k)|r(k)|, v^2(k)r(k), v(k)r^2(k)] \end{aligned}$$

式中,  $k$ 为采样时刻。

通过交叉验证, 评估不同数值的模型性能。首先, 采用 10 折交叉验证将数据集分为 10 个互斥的子集, 每次将一个子集作为测试集, 其余作为训练集, 重复 10 次。在每次验证过程中, 使用 Lasso 回归模型对训练集进行拟合, 并用测试集评估模型性能。为了选择最优的正则化参数, 在模型训练中使用不同的正则化参数值, 生成一个如下包含  $n$  个正则化参数的数组  $K$ , 其取值范围为  $10^{-6} \sim 10^6$ 。

$$K = [\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n] \quad (12)$$

根据交叉验证的结果, 从数组中选出性能最优的正则化参数, 并基于 Lasso 回归的结果, 筛选出对模型输出影响较显著的水动力系数用于构建水动力模型, 用以降低该模型的多重共线性。最后, 使用测试集验证简化后的水动力模型的预报性能。简化后的水动力计算公式为

$$\begin{cases} X_H = X_{uu}u^2 + X_{vv}v^2 + X_{rr}r^2 \\ Y_H = Y_vv + Y_r r + Y_{vv}|v| + Y_{rr}|r| + Y_{vr}|v|r \\ N_H = N_vv + N_r r + N_{rr}|r| \end{cases} \quad (13)$$

### 1.3.2 灵敏度分析验证

灵敏度分析用于评估水动力系数的微小变化对船舶操纵运动状态参数的影响程度。本节将基于徐锋等<sup>[18]</sup>提出的间接法计算每个水动力系数的灵敏度值。各水动力系数对纵向速度、横向速度、转船角速度的灵敏度和总体灵敏度如图 2 所示<sup>[19]</sup>。

从图 2 中可以看出,  $X_{uu}, X_{rr}, Y_{vv}, Y_{rr}, Y_v, Y_r, Y_{rr}, N_v, N_r, N_{rr}$ 的灵敏度值较大, 而  $X_{vv}, N_{vv}, N_{vr}$ 的影响则较小。结果表明, 筛选的重要参数均为灵敏度值较高的水动力系数, 而对模型影响较小的系数, 也即灵敏度值较低的水动力系数则被剔除, 验证了 Lasso 回归对水动力模型简化结果的准确性, 确保了模型的精确性与可靠性。

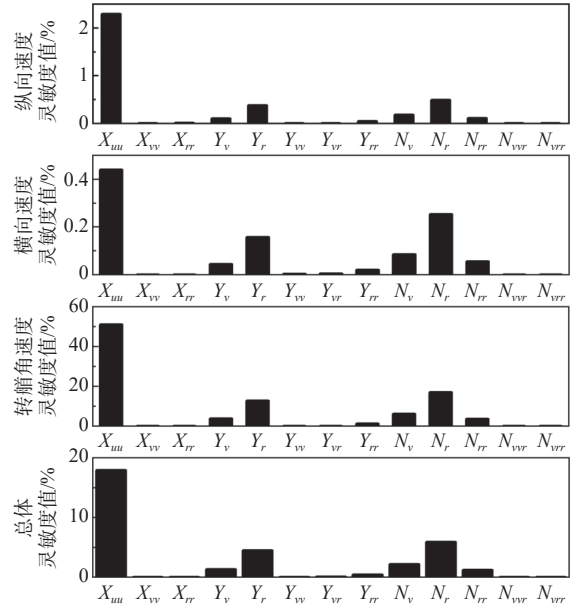


图 2 各水动力系数灵敏度值

Fig. 2 Sensitivity values of the hydrodynamic coefficient

## 1.4 构造辨识模型

采用欧拉差分格式将三自由度分离型数学模型中的速度  $u, v$  和角速度  $r$  进行离散化<sup>[20]</sup>, 获得三自由度分离型数学模型的辨识方程为

$$\begin{aligned} C_{X_w} \cdot X_w &= (m' + m'_x) L \frac{u(k+1) - u(k)}{h} - \\ &\quad (m' + m'_y) v(k) r(k) L - X_p(k) / (0.5 \rho L d) \\ C_{Y_w} \cdot Y_w &= (m' + m'_y) L \frac{v(k+1) - v(k)}{h} - \\ &\quad (m' + m'_x) u(k) r(k) L - Y_p(k) / (0.5 \rho L d) \\ C_{N_w} \cdot N_w &= (I'_{zz} + J'_{zz}) L^3 \frac{r(k+1) - r(k)}{h} - \\ &\quad Y_p(k) x_T / (0.5 \rho L^2 d) \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $d$ 为平均吃水;  $h$ 为  $k$ 时刻与  $k+1$ 时刻的时间间隔; 水动力系数向量  $(X_w, Y_w, N_w)$  和运动状态变量向量  $(C_{X_w}, C_{Y_w}, C_{N_w})$  分别为

$$X_w = [X'_{uu}, X'_{vv}, X'_{rr}]^T$$

$$Y_w = [Y'_v, Y'_r, Y'_{vv}, Y'_{vr}, Y'_{rr}]^T$$

$$N_w = [N'_v, N'_r, N'_{rr}]^T$$

$$C_{X_w} = [u^2(k), v^2(k), r^2(k)] L^2$$

$$C_{Y_w} = [v(k)U(k), r(k)U(k)L, v(k)|v(k)|, |v(k)|r(k)L, r(k)|r(k)|L^2]$$

$$C_{N_w} = [v(k)U(k), r(k)U(k)L, r(k)|r(k)|L^2]$$

根据辨识方程, 样本的输入、输出向量如下:

Input:  $[C_{Xw}, C_{Yw}, C_{Nw}]$

$$\text{Output: } \begin{bmatrix} (m' + m'_x)L \frac{u(k+1) - u(k)}{h} \\ (m' + m'_y)v(k)r(k)L - X_p(k)/(0.5\rho Ld), \\ (m' + m'_x)u(k)r(k)L - Y_p(k)/(0.5\rho Ld), \\ (I'_{zz} + J'_{zz})L^3 \frac{r(k+1) - r(k)}{h} \\ Y_p(k)x_T/(0.5\rho L^2d) \end{bmatrix}$$

为减缓参数漂移现象, 本文采用差分法和数据中心化改进回归模型。

对某个线性回归模型, 采用差分法的数学描述如下<sup>[16]</sup>:

$$y(k) = a_1x_1(k) + a_2x_2(k) + \dots + a_nx_n(k) \quad (15)$$

式中:  $y(k)$  为输出;  $x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)$  为输入;  $a_1, a_2, \dots, a_n$  为输入对应的系数, 则在  $k-1$  时刻, 满足

$$y(k-1) = a_1x_1(k-1) + a_2x_2(k-1) + \dots + a_nx_n(k-1) \quad (16)$$

式(16)减去式(17)乘以常数  $\rho$ , 可得

$$y(k) - \rho y(k-1) = a_1[x_1(k) - \rho x_1(k-1)] + a_2[x_2(k) - \rho x_2(k-1)] + \dots + a_n[x_n(k) - \rho x_n(k-1)] \quad (17)$$

通过上式重新定义  $y(k) - y(k-1)$  为输出,  $x(k) - \rho x(k-1)$  为输入, 当  $\rho = 1$  时即为差分格式。应用差分法重新定义该回归模型的输入和输出, 保持水动力系数向量  $(X_w, Y_w, N_w)$  不变, 修正运动状态变量向量  $(C_{Xw}, C_{Yw}, C_{Nw})$ 。

数据中心化是指某变量的所有样本数据都减去该组数据的均值, 即

$$x_i'' = x_i - \mu \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (18)$$

式中:  $x_i''$  为中心化后的数据;  $x_i$  为原始数据;  $\mu$  为样本数据均值。具体做法是, 将差分后模型输入和输出向量中数据减去其向量均值。

通过采用上述差分法和数据中心化, 重新定义回归模型的输入和输出为

Input:  $[C_{Xw}^*, C_{Yw}^*, C_{Nw}^*]''$

$$C_{Xw}^* = [u^2(k) - u^2(k-1), v^2(k) - v^2(k-1), r^2(k)L^2 - r^2(k-1)L^2]$$

$$C_{Yw}^* = [v(k)U(k) - v(k-1)U(k-1), r(k)U(k)L - r(k-1)U(k-1)L, v(k)|v(k)| - v(k-1)|v(k-1)|, |v(k)|r(k)L - |v(k-1)|r(k-1)L, r(k)|r(k)L^2 - r(k-1)|r(k-1)L^2]$$

$$C_{Nw}^* = [v(k)U(k) - v(k-1)U(k-1), r(k)U(k)L - r(k-1)U(k-1)L, r(k)|r(k)L^2 - r(k-1)|r(k-1)L^2]$$

Output:

$$\begin{bmatrix} \left( m' + m'_x L \frac{u(k+1) + u(k-1) - 2u(k)}{h} \right)^* \\ \left( m' + m'_y \right) L (v(k)r(k) - v(k-1)r(k-1)) - (X_p(k) - X_p(k-1))/(0.5\rho Ld) \\ \left( m' + m'_x \right) L (u(k)r(k) - u(k-1)r(k-1)) - (Y_p(k) - Y_p(k-1))/(0.5\rho Ld) \\ \left( I'_{zz} + J'_{zz} \right) L^3 \frac{r(k+1) + r(k-1) - 2r(k)}{h} \\ (Y_p(k) - Y_p(k-1)) Y_{x_T} / (0.5\rho L^2 d) \end{bmatrix}''$$

## 2 基于 SVR 的三自由度水动力模型白箱建模

### 2.1 SVR

SVR 是通过映射训练样本至高维特征空间中, 然后再利用回归函数  $f(x) = \omega \cdot \Phi(x) + b$  (其中  $\omega$  为权重向量,  $b$  为偏置) 拟合。

关于 SVR 的数学描述如下: 假设训练集合为  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ , 根据结构风险最小化原则, 确定目标函数和约束条件为

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} \left\{ \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \quad (19)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} y_i - [\omega^T \Phi(x_i) + b] \leq \zeta + \xi_i \\ \omega^T \Phi(x_i) + b - y_i \leq \zeta + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $C$  为惩罚系数;  $\zeta$  为不敏感损失因子;  $\xi_i$  和  $\xi_i^*$  为间隔松弛因子, 用于保证在给定的约束条件下目标函数解的存在。

由于式(20)是一个凸二次规划问题, 因此可以引入拉格朗日函数, 得到

$$L(\omega, b, \xi, \alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - y_i + \omega^T \Phi(x_i) + b] - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* [\varepsilon + \xi_i^* + y_i - \omega^T \Phi(x_i) - b] - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (21)$$

式中,  $\alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*$  为拉格朗日乘子。分别对  $\omega, b, \xi_i, \xi_i^*$  求偏导数, 当偏导数为 0 时将其代入式(20), 得到其对偶问题为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*} L(\omega, b, \xi, \alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*) = \\ \max_{\alpha, \alpha^*} \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \right. \\ \left. (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i \right\} \quad (22) \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \quad (23) \end{aligned}$$

式(23)在求解过程中根据 K-K-T 定理可得偏置  $b$  为

$$\begin{aligned} b = -E + y_i - \sum_{j=1}^l (\alpha_j - \alpha_j^*) (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) \\ \forall \alpha_i = 0, 0 < \alpha_i^* < C \quad (24) \end{aligned}$$

式中:  $E$  为预测值与真实值间的差异; 将所求得的  $\alpha_i, \alpha_i^*$  代入式(20), 求出权重向量  $\omega$ , 然后再将  $\omega, b$  代入回归函数中, 采用线性核函数得到最终的函数模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (25)$$

式中,  $x_i$  和  $x$  为核函数  $K$  输入空间的 2 个向量。

### 2.2 参数辨识

通过 SVR 算法辨识水动力系数时, 需对训练样本建立回归模型<sup>[21]</sup>。SVR 的回归公式可以改写为

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + b \quad (26)$$

当回归预测与目标函数吻合较好, 也即偏置  $b$  接近于 0 时,  $\beta_i x_i$  为水动力系数的辨识结果<sup>[22]</sup>。

采用 SVR 算法的白箱建模流程如图 3 所示。图中,  $\phi$  为航向角。

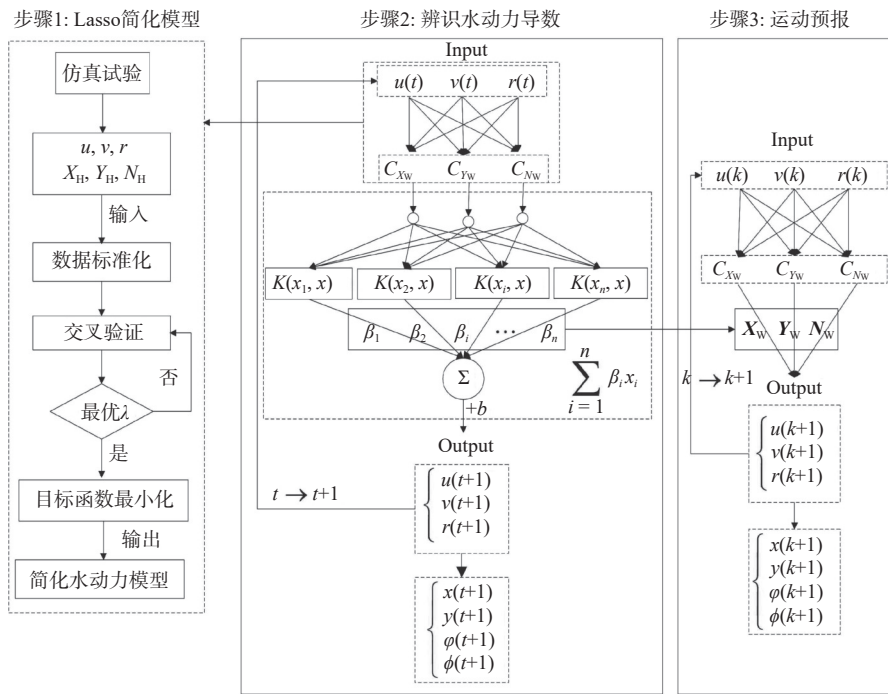


图 3 基于 SVR 的白箱建模和运动预测过程

Fig. 3 Process of white-box modeling and motion prediction using SVR

## 3 仿真验证

本文的研究对象为一艘喷水推进无人艇, 其主要参数如表 1 所示。

### 3.1 参数辨识结果

将由原始、改进模型辨识得到的水动力系数与 CFD 试验值进行对比, 结果如表 2 所示。

表 2 所示结果显示, 由改进模型辨识得到的水动力系数与由 CFD 试验得到的水动力系数更为接近, 说明差分法和数据中心化在一定程度上能有效解决参数漂移现象。

将上述原始和改进模型辨识值分别代入原操纵模型中进行试验预报, 其运动参数的预报值、改进后的预报值及参考值的对比如图 4 所示。

根据运动参数的预报值、改进后的预报值和

表 1 喷水推进艇的参数

Table 1 Parameters of waterjet propulsion vessel

参数	数值
船长 $L/m$	9.8
船宽 $B/m$	3.17
方形系数 $C_b$	0.251
平均吃水 $d/m$	0.71
质量 $m/kg$	5 540

表 2 SVR 参数辨识结果

Table 2 Identification results of parameters by using SVR

水动力系数		CFD 试验值	原始模型辨识值	改进模型辨识值
纵向水动力系数	$X_{uu}$	-0.031 25	-0.030 2	-0.031 4
	$X_{vv}$	0.046 57	0.069 3	0.047 0
	$X_{rr}$	0.004 14	0.027 7	0.003 1
横向水动力系数	$Y_v$	-0.276 70	-0.030 9	-0.253 4
	$Y_r$	0.088 11	0.092 0	0.086 1
	$Y_{vv}$	-1.007 40	-0.086 0	0.608 3
	$Y_{vr}$	-0.164 37	-0.015 1	-0.033 1
转艏水动力系数	$Y_{rr}$	-0.070 20	-0.097 3	-0.069 9
	$N_v$	0.170 80	0.150 6	0.170 1
	$N_r$	-0.052 40	-0.051 1	-0.052 1
$N_{rr}$	-0.043 50	-0.041 4	-0.043 0	

参考值, 计算得到纵向力、横向力和转艏力矩的对比如图 5 所示<sup>[23]</sup>。

图 4 和图 5 表明, 改进后模型的运动参数和力的预报效果有显著提升, 与模拟结果吻合较好, 说明改进后的水动力模型很有效。但是, 仍有部分水动力系数的辨识值与 CFD 试验值存在误差, 本文将从多重共线性方面对误差进行分析。

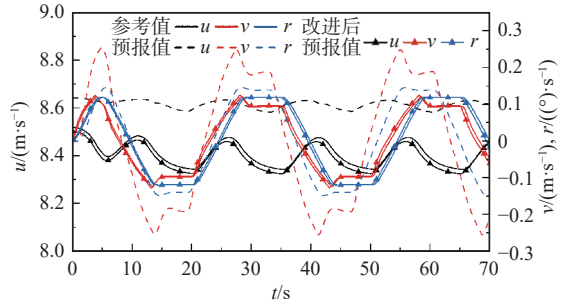
### 3.2 多重共线性分析

通过计算辨识方程的相关系数矩阵及其条件数, 判断简化后模型的多重共线性程度。相关系数矩阵非对角元素的绝对值越接近于 1, 表明涉及的 2 个变量相关性越大<sup>[24-25]</sup>。计算纵向、横向和转艏方程中水动力系数之间的相关系数, 令系数向量分别为  $X_w = [a_1, a_2, a_3]$ ,  $Y_w = [b_1, b_2, b_3, b_4, b_5]$ ,  $N_w = [c_1, c_2, c_3]$ , 计算结果如图 6 所示。

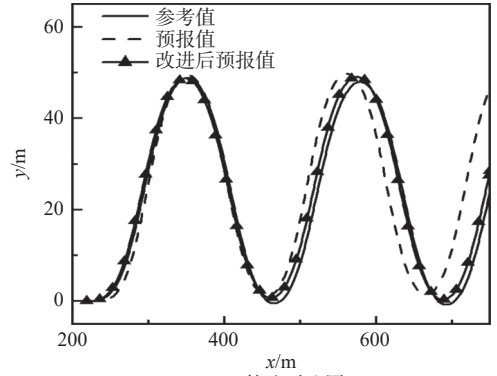
矩阵条件数用于判断矩阵是否病态, 其与矩阵的奇异值有关。矩阵  $A$  的条件数计算公式为

$$\text{Cond}_p(A) = \|A\|_p \cdot A_p^{-1} \quad (27)$$

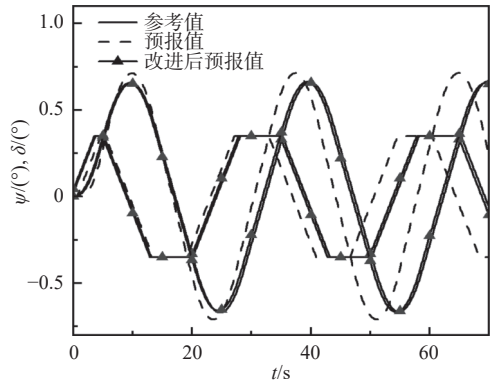
式中,  $\|A\|_p$  为矩阵  $A$  的某种范数, 当  $A$  为正定矩阵时, 其 2-范数的条件数公式为



(a) 前进速度、横移速度和转艏角速度对比



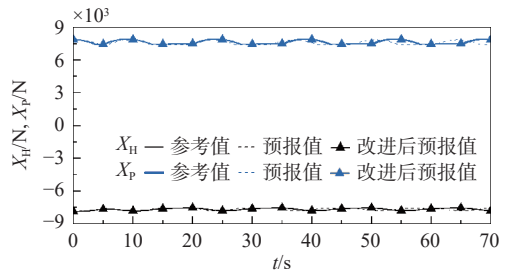
(b) 轨迹对比图



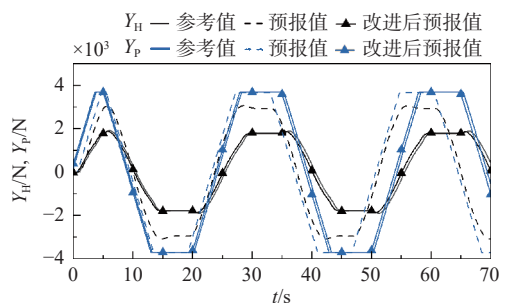
(c) 艏向角、舵角对比图

图 4 20°/20° Z 形试验预报

Fig. 4 Prediction of 20°/20° zigzag test



(a) 纵向力对比图



(b) 横向力对比图



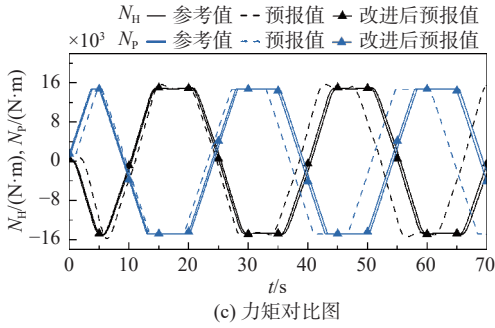


图5 20°/20° Z形试验力和力矩的预报

Fig. 5 Prediction of force and moment in 20°/20° zigzag test

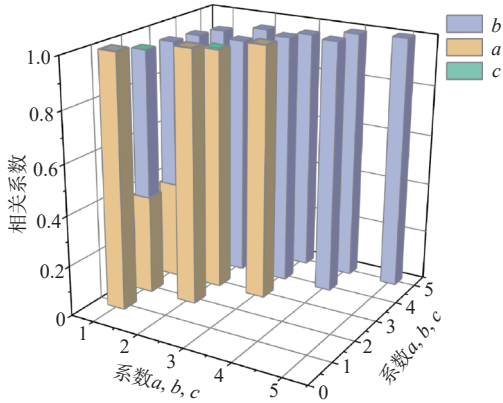


图6 相关系数矩阵三维图

Fig. 6 Three-dimensional plot of the correlation coefficient matrix

$$\text{Cond}(A) = \lambda_{\max} / \lambda_{\min} \quad (28)$$

式中,  $\lambda_{\max}$  和  $\lambda_{\min}$  分别为矩阵  $A$  的最大、最小奇异值。设方程  $Ax = b$ , 当矩阵  $A$  的最大奇异值较大且最小非零奇异值较小时, 条件数较大, 表示矩阵病态; 反之, 条件数较小, 表示矩阵相对良好。如果矩阵  $A$  病态,  $A$  或者方程右端项  $b$  有很小的扰动时, 会造成解的较大差异。

以上3个相关系数矩阵的条件数如表3所示。

表3 相关系数矩阵的条件数

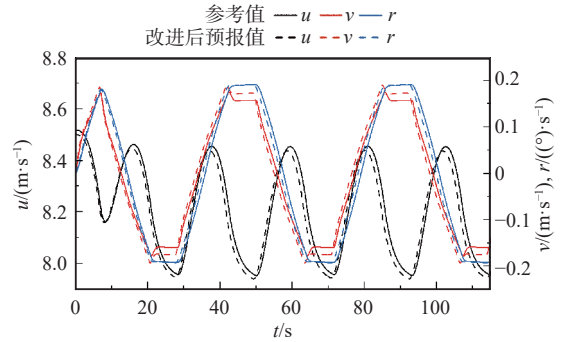
Table 3 Condition numbers of correlation coefficient matrix

运动方程	条件数
横向	50.189
纵向	7 737.52
转艏	6 352.2

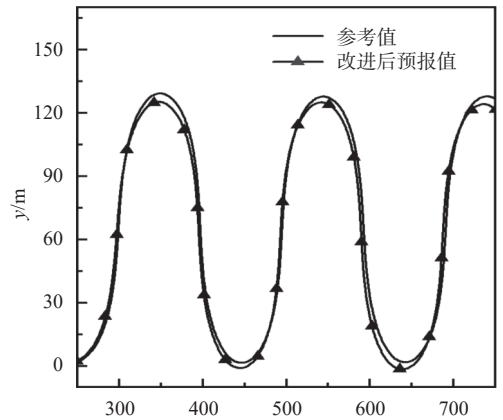
图6表明, 部分水动力系数之间仍存在较严重的线性相关性。表3显示, 相关系数矩阵的条件数越大, 说明相关系数矩阵越接近奇异矩阵, 造成该现象的原因是水动力系数之间存在线性相关性。综上所述, 改进后的水动力模型仍存在多重共线性, 参数漂移现象不可避免, 尽管本次辨识结果中对部分水动力系数的预测存在一定的误差, 但并不影响该模型的有效性。

### 3.3 泛化性验证

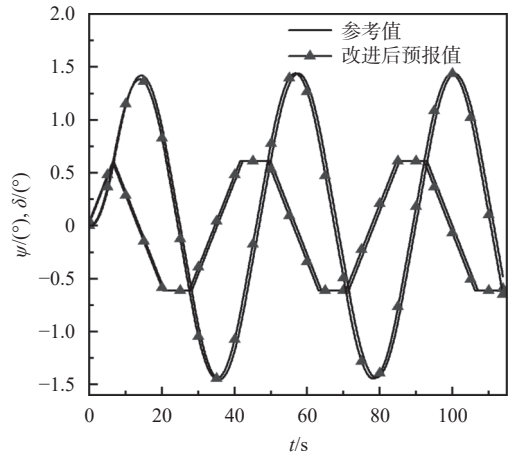
为检验所建立回归模型的泛化性, 进行了35°/35° Z形试验和35°回转试验, 其运动参数预报值与参考值的对比如图7所示<sup>[26]</sup>。



(a) 前进速度、横移速度和转艏角速度对比图



(b) 轨迹对比图



(c) 舵向角、舵角对比图

图7 35°/35° Z形试验预报

Fig. 7 Prediction of 35°/35° zigzag test

根据运动参数的预报值及参考值计算得到的纵向力、横向力和转艏力矩的对比如图8~图10所示。

此外, 均方根误差  $RMSE$  和相关系数  $CC$  是评价预报精度的重要指标<sup>[1]</sup>,  $RMSE$  越小,  $CC$  越接近于1, 表示模型的预测效果越好。分别计算上述连续Z形试验、35°/35° Z形试验和35°回转试验

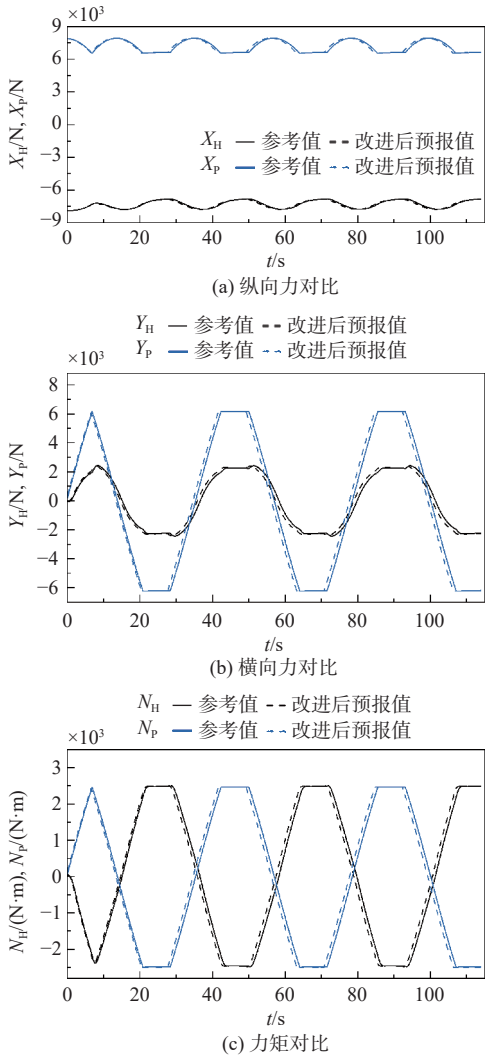


图 8 35°/35° Z 形试验中力和力矩的预报

Fig. 8 Prediction of force and moment in 35°/35° zigzag test

的均方根误差与相关系数, 并将结果列于表 4 中。

综上所述, 改进后的模型虽然辨识的部分水动力系数仍有误差, 但运动参数预报值、力的预报值与参考值结果吻合较好, 且预报精度较高, 表明所建立的白箱模型具有良好的预报能力及泛化性。

### 4 结论

本文基于 SVR 算法, 采用白箱辨识建模对三自由度 MMG 模型进行了研究。首先, 通过 10°/10°, 15°/15°, 20°/20°, 25°/25°, 30°/30° 连续 Z 形试验的数值模拟获得原始训练样本数据, 采用 Lasso 回归算法筛选对模型影响较显著的水动力系数以简化水动力模型, 并通过灵敏度分析验证了简化结果的准确性; 然后, 通过 SVR 建立回归模型辨识得到水动力系数, 为减缓参数漂移现象采用差分法和数据中心化重构了辨识方程并使用改进后的回归模型再次辨识出水动力系数; 最后, 通过使

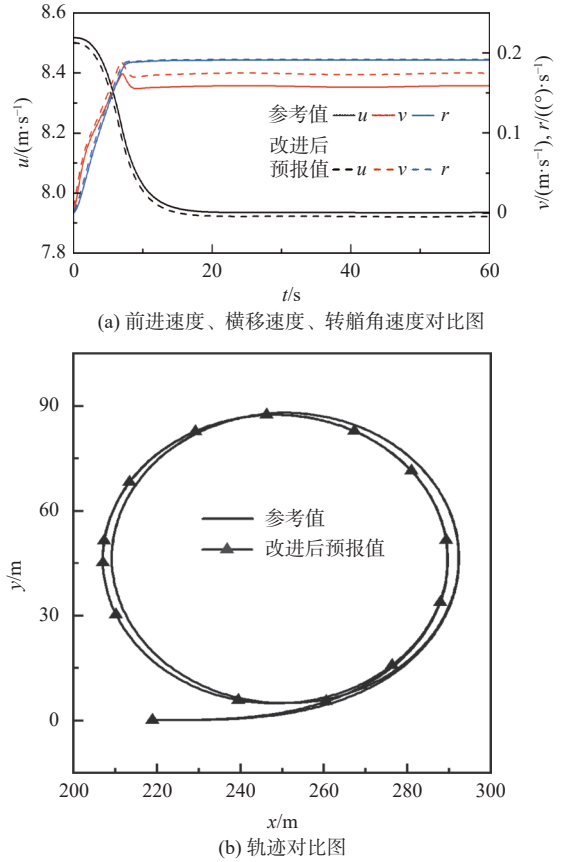


图 9 35°/35° 回转试验预报

Fig. 9 Prediction of 35° turning test

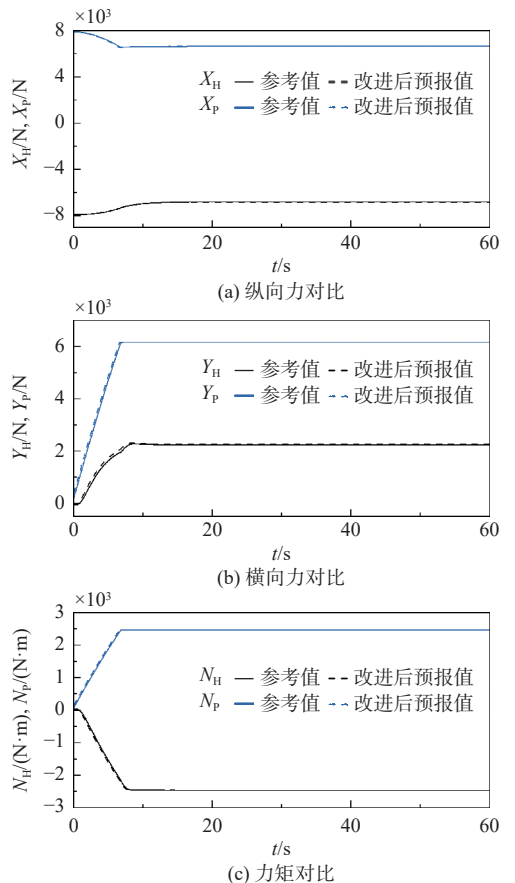


图 10 35° 回转试验中力和力矩的预报

Fig. 10 Prediction of force and moment in 35° turning test

表4 试验的预报精度

Table 4 Prediction accuracy of experiments

		连续Z形试验	35°/35° Z形试验	35°回转试验
RMSE	$u$	0.018 9	0.033 5	0.016 4
	$v$	0.009 0	0.085 3	0.015 1
	$r$	0.008 9	0.095 7	0.002 3
CC	$u$	0.989 0	0.985 3	0.999 7
	$v$	0.994 7	0.994 1	0.998 4
	$r$	0.995 5	0.993 8	0.999 6

用改进后的模型,分别进行35°/35° Z形试验和35°回转试验,验证了模型的泛化性。主要得到如下结论:

1) 通过SVR算法,可以成功辨识出MMG模型的水动力导数,由于相对于整体型模型,MMG模型中的船舶航速可拓展至更广的区域,且其模型中包含分离的动力设备力学模型,故可以更广泛地应用于船舶运动预报与控制。

2) 在样本处理方面,充分的数据清洗可以剔除不良数据对参数辨识的影响,提高辨识精度。

3) Lasso回归削减重要性较低的水动力系数,可以减小多重共线性。

4) 采用差分法和数据中心化重构样本可以有效减缓参数漂移现象,提升水动力导数的辨识效果。

5) 辨识结果、灵敏度分析以及泛化性验证表明了所建模型的有效性。

#### 参考文献:

- [1] NAGUMO J, NODA A. A learning method for system identification[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1967, 12(3): 282–287.
- [2] ABKOWITZ M A. Measurement of hydrodynamic characteristics from ship maneuvering trials by system identification[J]. *SNAME Transactions*, 1980, 88: 283–318.
- [3] 贾欣乐, 杨盐生. 船舶运动数学模型——机理建模与辨识建模[M]. 大连: 大连海事大学出版社, 1999.  
JIA X L, YANG Y S. Mathematical model of ship motion - model construction and identification[M]. Dalian: Dalian Maritime University Press, 1999 (in Chinese).
- [4] HADDARA M R, WANG Y. Parametric identification of manoeuvring models for ships[J]. *International Shipbuilding Progress*, 1999, 46(445): 5–27.
- [5] 范余明, 祝伟敏, 李志春. 基于人工神经网络的船舶操纵性能预报方法[J]. *中国造船*, 1999, 40(4): 7–12.  
FAN S M, ZHU W M, LI Z C. Prediction method for ship maneuverability based on artificial neural networks[J]. *Shipbuilding of China*, 1999, 40(4): 7–12 (in Chinese).
- [6] ZHANG X G, ZOU Z J. Black-box modeling of ship manoeuvring motion based on feed-forward neural network with Chebyshev orthogonal basis function[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2013, 18(1): 42–49.
- [7] UENO K, KIMURA N, AMAGAI K. Estimation of coefficients of the equation of nonlinear roll motion for fishing boats by improved energy method and genetic algorithm[J]. *Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics*, 2003, 20(2): 155–192.
- [8] LUO W L, ZOU Z J. Parametric identification of ship maneuvering models by using support vector machines[J]. *Journal of Ship Research*, 2009, 53(1): 19–30.
- [9] LUO W L, GUEDES SOARES C, ZOU Z J. Parameter identification of ship maneuvering model based on support vector machines and particle swarm optimization[J]. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 2016, 138(3): 031101.
- [10] ZHU M, HAHN A, WEN Y Q, et al. Identification-based simplified model of large container ships using support vector machines and artificial bee colony algorithm[J]. *Applied Ocean Research*, 2017, 68: 249–261.
- [11] 王雪刚. 基于支持向量机的四自由度船舶操纵运动建模研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2014: 56-61, 97-100.  
WANG X G. On the modeling of ship manoeuvring motion in 4 degrees of freedom based on support vector machines[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014: 56-61, 97-100 (in Chinese).
- [12] WANG X G, ZOU Z J, HOU X R, et al. System identification modelling of ship manoeuvring motion based on  $\epsilon$ -support vector regression[J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2015, 27(4): 502–512.
- [13] HWANG W Y. Cancellation effect and parameter identifiability of ship steering dynamics[J]. *International Shipbuilding Progress*, 1982, 29(332): 90–102.
- [14] RHEE K P, LEE S Y, SUNG Y J. Estimation of manoeuvring coefficients from PMM test by genetic algorithm[C]//International Symposium and Workshop on Force Acting on a Manoeuvring Vessel. Val de Reuil, France, 1998: 77-87.
- [15] LUO W L, LI X Y. Measures to diminish the parameter drift in the modeling of ship manoeuvring using system identification[J]. *Applied Ocean Research*, 2017, 67: 9–20.
- [16] 罗伟林. 基于支持向量机方法的船舶操纵运动建模研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009: 116-119.  
LUO W L. On the modeling of ship manoeuvring motion by using support vector machines[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009: 116-119 (in Chinese).
- [17] 曾薄文. 喷水推进水面无人艇的非线性控制方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.  
ZENG B W. Research on nonlinear control of waterjet propulsion surface unmanned naval vessel[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012 (in Chinese).
- [18] 徐锋, 邹早建, 尹建川, 等. 船舶操纵水动力导数的灵敏度分析[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2013, 34(6): 669–

- 673, 714.
- XU F, ZOU Z J, YIN J C, et al. Sensitivity analysis of hydrodynamic derivatives for ship maneuvering[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2013, 34(6): 669–673, 714 (in Chinese).
- [19] 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).
- [20] 陈铭, 朱齐丹, 刘志林, 等. 基于不同航行状态无人艇的水动力模型研究 [J]. *中国舰船研究*, 2010, 5(6): 1–5.
- CHEN M, ZHU Q D, LIU Z L, et al. Hydrodynamic modeling of unmanned surface vehicle in different sailing conditions[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2010, 5(6): 1–5 (in Chinese).
- [21] 李腾飞. 船舶非线性运动模型参数辨识及运动预报 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- LI T F. Parameter identification and motion prediction of nonlinear motion model of ship[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018 (in Chinese).
- [22] 杨鑫. 无人艇操纵运动模型参数辨识研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019: 51-75.
- YANG X. Research on parameter identification of maneuvering motion of USV[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2019: 51-75 (in Chinese).
- [23] 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, 31.
- LU G Y, YAO J X. Black-box modeling of ship maneuvering by Means of SVR[J]. *Navigation of China*, 2021, 44(4): 13–19, 31 (in Chinese).
- [24] XU F, LIU Z P, ZHENG H B, et al. On-line modeling of ship maneuvering motion based on LS-SVM[J]. *Ship Mechanics*, 2021, 25(6): 752–759.
- [25] HU Y, SONG L F, LIU Z Y, et al. Identification of ship hydrodynamic derivatives based on LS-SVM with wavelet threshold denoising[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(12): 1356.
- [26] SONG L F, HAO L, TAO H, et al. Research on black-box modeling prediction of USV maneuvering based on SSA-WLS-SVM[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2): 324.

## Hydrodynamic coefficients identification of ship simplified modular model based on support vector regression

SONG Lifei<sup>1,2</sup>, WANG Yuqing<sup>1,2</sup>, PENG Wei<sup>3</sup>, LI Peiyong<sup>1,2</sup>, Llu Yushan<sup>4</sup>, ZHANG Yongfeng<sup>5</sup>

1 Key Laboratory of High Performance Ship Technology (Wuhan University of Technology),  
Ministry of Education, Wuhan 430063, China

2 School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology,  
Wuhan 430063, China

3 Guangzhou Shipyard International Co. Ltd., Guangzhou 511462, China

4 The 92942 Unit of PLA, Beijing 100055, China

5 Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

**Abstract:** [ **Objectives** ] To address the issue of multicollinearity and parameter drift in the identification of hydrodynamic coefficients in ship separated-type models, this paper proposes a method for modeling simplified three-degree-of-freedom modular models based on support vector regression (SVR). [ **Methods** ] Initially, a processing strategy is introduced to enhance the effectiveness of the sample data. Further, Lasso regression is introduced to select the most influential hydrodynamic coefficients and alleviate multicollinearity. Subsequently, a regression model for the identification of hydrodynamic derivatives is derived for the MMG model. A data centralization and differencing method is then employed to reconstruct the regression model, mitigating the impact of parameter drift on hydrodynamic derivative identification errors. [ **Results** ] Simulation experiments demonstrate good agreement between the hydrodynamic coefficient forecast values and numerical simulation results. The calculated values of root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (CC) fall within a favorable range. [ **Conclusions** ] The SVR algorithm successfully identifies the hydrodynamic derivatives of the modular model, the identified hydrodynamic coefficients exhibit high accuracy, and the established model demonstrates good predictive capability and robustness.

**Key words:** ships; maneuverability; hydrodynamics; mathematical models; parameter identification; support vector regression; white-box modelling