文章编号:1000 - 4653(2026)04 - 0012 - 09

基于 AE-LS-SVM 的船舶操纵运动灰箱建模方法

袁 强[1*], 刘志鸿[1], 彭金芝[1], 姜裕杰[1], 董 飞[1], 周瑞平[2]
(1. 浙江海洋大学 船舶与海运学院, 浙江 舟山 316022;
2. 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430063)

摘 要:为提高船舶运动预测的准确性,本文提出了一种基于 Alpha 进化算法(AE)优化最小二乘支持向量机(LS-SVM)的船舶运动灰箱建模方法(AE-LS-SVM)。该方法利用 AE 优秀的全局搜索能力对 LS-SVM 超参数进行寻优,在 Abkowitz 模型的基础上,构建包含操纵变量和船舶响应的三自由度船舶操纵运动灰箱模型。通过海洋模拟器进行船舶操纵试验获得数据集,将本研究所建立的灰箱模型与 GWO-LS-SVM 和 PSO-LS-SVM 建立的灰箱模型进行操纵试验对比分析。试验结果表明,AE-LS-SVM 方法在模型输出结果的均方误差(MSE)上分别降低了约 6% 和 4%,平均绝对百分比误差(MAPE)分别降低了约 3.84% 和 1.96%,相关系数(CC)分别提高了 0.13% 和 0.04%。此外,通过在训练数据集中引入不同水平的干扰以模拟系统测量误差,进一步验证了该方法的抗干扰性能。研究结果表明,AE-LS-SVM 方法具有较高的建模精度和良好的抗干扰性,可以为船舶运动预测提供一定程度的支持。

关键词:智能航运; 船舶操纵运动; 系统辨识; 最小二乘支持向量机(LS-SVM); Alpha 进化算法(AE); 灰箱建模
中图分类号:U661.33; TP391.9 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1000 - 4653.2026.04.002

Grey-box modeling of ship maneuvering motion based on AE-LS-SVM

Yuan Qiang[1*], *Liu Zhihong*[1], *Peng Jinzhi*[1], *Jiang Yujie*[1], *Dong Fei*[1], *Zhou Ruiping*[2]
(1. School of Naval Architecture and Maritime, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China;
2. School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: This study aims to improve the accuracy of ship motion prediction by proposing a gray-box modeling method for ship maneuvering motion, termed AE-LS-SVM, which combines the Alpha Evolution (AE) algorithm to optimize the Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM). The AE algorithm's superior global search capability was employed to optimize the hyperparameters of LS-SVM. The dataset in this study was obtained through ship maneuvering tests conducted using the Marine Systems Simulator (MSS). Based on the Abkowitz model, a three-Degree-of-Freedom (3-DOF) gray-box model of ship maneuvering motion was constructed, incorporating maneuvering variables and ship responses. The gray-box model established in this study was then subjected to comparative analysis with gray-box models developed using GWO-LS-SVM (Grey Wolf Optimizer) and PSO-LS-SVM (Particle Swarm Optimization) through maneuvering tests. Experimental results demonstrate that the AE-LS-SVM method achieves reductions in Mean Squared Error (MSE) of approximately 6% and 4%, reductions in Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 3.84% and 1.96%, and improvements in correlation coefficient (CC) of 0.13% and 0.04%, respectively, compared to the two benchmark methods. Additionally, the anti-interference capability of the proposed method was validated by introducing varying levels of noise into the training dataset to simulate measurement errors. The findings indicate that the AE-LS-SVM method exhibits high modeling accuracy and robust noise resistance, offering valuable support for ship motion prediction.

收稿日期:2025-09-12
基金项目:国家自然科学基金项目(51839005);工信部高科技船舶科研专项项目(K24532-1-2)资助
第一作者(*通信作者):袁 强(1978—),男,讲师,博士,研究方向为基于机器学习和深度学习设备状态评估以及交通信息控制,(E-mail)yuanqiang@zjou.edu.cn
引用格式:袁强,刘志鸿,彭金芝,等. 基于 AE-LS-SVM 的船舶操纵运动灰箱建模方法[J]. 中国航海,2026,49(4):12 - 20.
Yuan Q,Liu Z H,Peng J Z,et al. Grey-box modeling of ship maneuvering motion based on AE-LS-SVM[J]. Navigation of China,2026,49(4):12 - 20. (in Chinese)

Key words: intelligent shipping; ship maneuvering motion; system identification; least square support vector machine; alpha evolution; grey-box modeling

船舶运动数学模型是研究船舶操纵性、航行安全评估及智能航行系统开发的基础。随着现代航运业对航行经济性、自主化和智能化的需求不断提升,船舶运动建模技术已成为船舶设计优化、航行仿真训练和无人船控制系统开发的关键技术。因此,对船舶运动模型的质量要求也越来越高。

由机理方法所建立的模型称为白箱模型,完全基于数据辨识所建立的称为黑箱模型,而介于两者之间,存在一种灰箱模型。后者把白箱建模和黑箱建模两种方法有机地结合起来,在模型结构的确定方面应用机理方法,而在模型参数的确定方面采用辨识方法。建立灰箱模型的首要任务是确定模型的结构。目前,常见的机理型船舶运动数学模型有三种形式:整体型、分离型和响应型[1]。系统辨识(System Identification,SI)理论是提高模型参数辨识效率和经济性更有效的方法。该方法只需要船舶运动状态的数据集和一些船舶参数,通过训练就可以得到相对准确的船舶运动模型。常用的参数辨识方法有最小二乘法[2]、极大似然法[3]、卡尔曼滤波[4]、贝叶斯方法[5]和人工神经网络[6-7]等。但是这些方法中存在一些局限,例如,最小二乘法容易受到数据噪声的影响;卡尔曼滤波的性能高度依赖于初始值的设定,对初值的敏感性限制了其应用;而人工神经网络由于其内在结构复杂,难以与运动数学模型直接对应,目前主要应用于黑箱建模或简单的线性水动力模型辨识,缺乏深入的理论解释。

相比之下,支持向量机(Support Vector Machines,SVM)展现出更优越的特性。SVM 不仅能够避免过拟合、具备更强的泛化能力、可有效克服维数灾难,而且能得到全局最优解,批处理技术使其不依赖对变量和参数初值的估计。SVM 采用了核函数技术,使其在机理建模和黑箱建模中能广泛应用。罗伟林等[8]将 SVM 应用到船舶参数辨识领域,利用 SVM 成功辨识船舶响应型模型;Zhang 等[9]提出一种多输出(Multi-Output,MO)SVM 算法,开展了船舶操纵运动离线黑箱建模研究,并利用随机舵角的船舶操纵运动仿真试验进行了验证,证明相较于传统的 SVM,该算法具有更高的计算效率;陈立家等[10]运用最小二乘(Least Squares, LS)SVM 算法对建立的船舶操纵运动灰箱模型进行参数辨识,提出了一种面向环境不确定性的船舶操纵运动灰箱辨识建模与预报方法;Chen 等[11]在 MMG 模型的基础上,建立了船舶操纵运动的四自由度灰箱模型,采用 LS-SVM 对灰箱模型中的参数进行辨识,验证了该模型具有良好的适用性;余耀辉等[12]针对实际航行中船舶动态特性变化所导致的模型失准问题,提出一种基于误差监测机制的船舶操纵运动自适应在线建模方法。

在船舶运动建模领域,SVM 已取得不错的研究成果。但 SVM 仍需手动设置超参数,不恰当的超参数会导致辨识效果差,进而降低船舶运动数学模型的准确性和船舶运动预报的可靠性。研究者们将粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)[13]、灰狼优化(Grey Wolf Optimizer,GWO)[14]等群智能算法应用到 SVM 的参数优化中,使用更先进的优化算法可以进一步提高超参数寻优效果,进而提高船舶运动数学模型的质量。Alpha 进化(Alpha Evolution,AE)作为新一代的群智能算法,通过其创新的 Alpha 算子架构,在解空间全局探索和局部开发之间实现了更优的平衡,该算法具有收敛速度快、优化精度高等显著优势[15]。

本文将 AE 引入到 SVM 的参数优化中,进而建立船舶操纵运动灰箱模型,主要创新和贡献如下:

1)首次将 AE 引入到 SVM 的参数优化中,辨识得到精度较高的船舶运动灰箱模型;

2)改进 Z 形操纵试验,使舵角逐步增大以获得充分激励的船舶运动状态数据。

1　船舶操纵运动灰箱模型

为描述船舶运动,采用两个右手直角坐标系:地球固定坐标系($o_0-x_0y_0z_0$)和随体坐标系($o-xyz$),如图 1 所示。

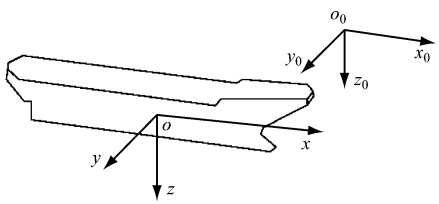


图 1　坐标系

Fig. 1　Coordinate systems

船舶的平面运动可通过随体坐标系纵荡、横荡和艏摇运动方程描述:

$$\begin{cases} m(\dot{u}-vr-x_G r^2)=X \\ m(\dot{v}+ur+x_G\dot{r})=Y \\ I_z\dot{r}+mx_G(\dot{v}+ur)=N \end{cases} \tag{1}$$

式(1)中,m 为船舶质量;I_z 为船体对随体坐标系中

z 轴的惯性矩；x_G 为船体重心在随体坐标系中的纵向坐标；u、v、r、$\dot{u}$、$\dot{v}$、$\dot{r}$ 分别为纵向速度、横向速度、转艏速度及对应加速度；δ 为舵角；X、Y 为随体坐标系中沿 x 轴和 y 轴的水动力分量，N 为绕 z 轴水动力矩分量。

Abkowitz 教授将 X、Y、N 表达为 u、v、r、δ 的函数 $f(u,v,r,\dot{u},\dot{v},\dot{r},\delta)$，并在匀速直航状态（$u_0 \neq 0$，$v_0 = r_0 = \delta_0 = 0$，$\dot{v}_0 = \dot{r}_0 = \dot{\delta}_0 = 0$）下进行泰勒级数展开并保留到三阶。将加速度项移至左端，其余项移至右端并去掉部分项后得到简化三自由度 Abkowitz 模型[16]：

$$\begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & mx_G - Y_{\dot{r}} \\ 0 & mx_G - N_{\dot{v}} & I_z - N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中矩阵右边 f_1、f_2、f_3 的表达式为：

$$\begin{cases} f_1 = X_u\Delta u + X_{uu}\Delta u^2 + X_{uuu}\Delta u^3 + X_{vv}v^2 + X_{rr}r^2 + X_{rv}rv + X_{\delta\delta}\delta^2 + X_{u\delta\delta}\Delta u\delta^2 + X_{v\delta}v\delta + X_{uv\delta}\Delta uv\delta \\ f_2 = Y_0 + Y_u\Delta u + Y_{uu}\Delta u^2 + Y_v v + Y_r r + Y_{vvv}v^3 + Y_{vvr}v^2 r + Y_{vu}v\Delta u + Y_{ru}r\Delta u + Y_\delta\delta + Y_{\delta\delta\delta}\delta^3 + Y_{u\delta}\Delta u\delta + Y_{uu\delta}\Delta u^2\delta + Y_{v\delta\delta}v\delta^2 + Y_{vv\delta}v^2\delta \\ f_3 = N_0 + N_u\Delta u + N_{uu}\Delta u^2 + N_v v + N_r r + N_{vvv}v^3 + N_{vvr}v^2 r + N_{vu}v\Delta u + N_{ru}r\Delta u + N_\delta\delta + N_{\delta\delta\delta}\delta^3 + N_{u\delta}\Delta u\delta + N_{uu\delta}\Delta u^2\delta + N_{v\delta\delta}v\delta^2 + N_{vv\delta}v^2\delta \end{cases} \tag{3}$$

式(2)中，矩阵左端项中 $X_{\dot{u}}$、$Y_{\dot{v}}$ 和 $N_{\dot{v}}$ 为流体加速度导数，$Y_{\dot{r}}$ 和 $N_{\dot{r}}$ 为流体角加速度导数。

式(3)中，Δu 为纵向速度 u 的扰动量；f_1、f_2、f_3 为关于速度（角速度）和舵角的非线性函数；f_1 中 X_u、X_{uu}、X_{uuu} 为 Δu 的一阶、二阶、三阶偏导数，X_{vv} 为 v 的二阶偏导数，X_{rr} 为 r 的二阶偏导数，X_{rv} 为 v、r 的二阶混合偏导数，$X_{\delta\delta}$ 为 δ 的二阶偏导数，$X_{u\delta\delta}$ 为 Δu、δ 的三阶混合偏导数，$X_{v\delta}$ 为 v、δ 的二阶混合偏导数，$X_{uv\delta}$ 为 Δu、v、δ 的三阶混合偏导数；f_2 中 Y_u、Y_{uu} 为 Δu 的一阶、二阶偏导数，Y_v、Y_{vvv} 为 v 的一阶、三阶偏导数，Y_r 为 r 的一阶偏导数，Y_{vvr} 为 v、r 的三阶混合偏导数，Y_{vu} 为 Δu、v 的二阶混合偏导数，Y_{ru} 为 Δu、r 的二阶混合偏导数，Y_δ、$Y_{\delta\delta\delta}$ 为 δ 的一阶、三阶偏导数，$Y_{u\delta}$、$Y_{uu\delta}$ 为 Δu、δ 的二阶、三阶混合偏导数；$Y_{v\delta\delta}$、$Y_{vv\delta}$ 为 v、δ 的三阶混合偏导数，Y_0 为匀速直航状态下作用在船舶上的水动力沿随体坐标系中 y 轴的分量；f_3 中 N_u、N_{uu} 为 Δu 的一阶、二阶偏导数，N_v、N_{vvv} 为 v 的一阶、三阶偏导数，N_r 为 r 的一阶偏导数，N_{vvr} 为 v、r 的三阶混合偏导数，N_{vu} 为 Δu、v 的二阶混合偏导数，N_{ru} 为 Δu、r 的二阶混合偏导数，N_δ、$N_{\delta\delta\delta}$ 为 δ 的一阶、三阶偏导数，$N_{u\delta}$、$N_{uu\delta}$ 为 Δu、δ 的二阶、三阶混合偏导数；$N_{v\delta\delta}$、$N_{vv\delta}$ 为 v、δ 的三阶混合偏导数，N_0 为匀速直航状态下作用在船舶上的水动力绕随体坐标系中 z 轴的水动力矩分量。以上导数称为水动力导数，用下标 0 表示匀速直航状态运动变量：$u = u_0 + \Delta u$、$\dot{u}_0 = \dot{v}_0 = \dot{r}_0 = 0$、$v_0 = r_0 = \delta_0 = 0$、$u_0 = U_0$，水面合速度 $U = \sqrt{(u+\Delta u)^2 + v^2}$。

通过引入欧拉差分法将速度与角速度转化为计算机可处理的离散形式。

$$\begin{cases} \Delta\dot{u} = [\Delta u(k+1) - \Delta u(k)]/h \\ \dot{v} = [v(k+1) - v(k)]/h \\ \dot{r} = [r(k+1) - r(k)]/h \end{cases} \tag{4}$$

式(4)中，h 为采样间隔；k、$k+1$ 为相邻采样时刻。

把式(4)代入式(2)，重新整理得到灰箱模型：

$$\begin{cases} \Delta u(k+1) - \Delta u(k) = \boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X} \\ v(k+1) - v(k) = \boldsymbol{B}\cdot\boldsymbol{Y} \\ r(k+1) - r(k) = \boldsymbol{C}\cdot\boldsymbol{N} \end{cases} \tag{5}$$

其中系数向量和变量向量为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{A} = [a_1, a_2, a_3, \cdots, a_{10}]_{1\times 10} \\ \boldsymbol{B} = [b_1, b_2, b_3, \cdots, b_{15}]_{1\times 15} \\ \boldsymbol{C} = [c_1, c_2, c_3, \cdots, c_{15}]_{1\times 15} \end{cases} \tag{6}$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X} = [&\Delta u(k)U(k), \Delta u^2(k), \Delta u^3(k)/U(k), \\ &v^2(k), r^2(k), v(k)r(k), \delta^2(k)U^2(k), \\ &\Delta u(k)\delta^2(k)U(k), v(k)\delta(k)U(k), \\ &\Delta u(k)v(k)\delta(k)]^{\mathrm{T}}_{l\times l0} \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Y} = \boldsymbol{N} = [&U^2(k), \Delta u(k)U(k), \Delta u^2(k), \\ &v(k)U(k), r(k)U(k), v^3(k)/U(k), \\ &v^2(k)r(k)/U(k), v(k)\Delta u(k), r(k)\Delta u(k), \\ &\delta(k)U^2(k), \delta^3(k)U^2(k), \Delta u(k)\delta(k)U(k), \\ &\Delta u^2(k)\delta(k), v(k)\delta^2(k)U(k), \\ &v^2(k)\delta(k)]^{\mathrm{T}}_{1\times 15} \end{aligned} \tag{8}$$

只要得到系数 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$，即可建立完整的灰箱模型。与机理模型不同的是，灰箱模型的系数 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$ 不是水动力导数，而是水动力导数与船舶其他参数的组合。从 $\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{Y}$、$\boldsymbol{N}$ 可以看出，系统输入由 $\{\Delta u(k), v(k), r(k), \delta(k), U(k)\}$ 构成。与机理模型相比，灰箱模型的复杂度大大简化。

2 AE-LS-SVM 辨识建模方法

2.1 LS-SVM

SVM 是一种源于统计学习理论的新兴机器学习方法，与其他辨识方法相比，SVM 在小样本学习

中展现出显著优势。为了提高 SVM 的计算速度和减小参数敏感性,人们提出了 LS-SVM[17]。LS-SVM 将 SVM 中的二次规划问题转化为快速且简便的线性方程组求解,从而提升算法的性能。

不同于标准 SVM,LS-SVM 在目标函数中采用了误差平方项:

$$\min_{w,b,\xi}\left\{\frac{1}{2}\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w}+\frac{1}{2}\boldsymbol{C}\sum_{i=1}^{l}\xi_i^2\right\} \tag{9}$$

$$\text{s.t } y_i-[\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Phi}(x_i)+b]=\xi_i \tag{10}$$

可以看出,LS-SVM 的约束条件变为等式,没有了参数 ε,定义 ξ_i 为回归误差。根据式(9)、(10)可以得到 Lagrange 函数:

$$L(\boldsymbol{w},b,\xi,\alpha)=\frac{1}{2}\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w}+\frac{1}{2}C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i^2)-\sum_{i=1}^{l}\alpha_i[\xi_i-y_i+\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Phi}(x_i)+b] \tag{11}$$

分别对 $\boldsymbol{w}$、b、ξ_i、α_i 求偏导,并令其等于零后可以得到:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{w}}=0\Rightarrow\boldsymbol{w}=\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\boldsymbol{\Phi}(x_i) \tag{12}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b}=0\Rightarrow\sum_{i=1}^{l}\alpha_i=0 \tag{13}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i}=0\Rightarrow C\cdot\xi_i=\alpha_i \tag{14}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i}=0\Rightarrow\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Phi}(x_i)+b+\xi_i-y_i=0 \tag{15}$$

整理式(12)~(14),在满足式(15)的情况下,可得线性方程组(16)。

$$\begin{bmatrix}0 & 1 & \cdots & 1\\ 1 & \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}(x_1)\boldsymbol{\Phi}(x_1)+\dfrac{1}{C} & \cdots & \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}(x_1)\boldsymbol{\Phi}(x_l)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}(x_l)\boldsymbol{\Phi}(x_1) & \cdots & \boldsymbol{\Phi}^{T}(x_l)\boldsymbol{\Phi}(x_l)+\dfrac{1}{C}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\ \alpha_1\\ \vdots\\ \alpha_l\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ y_1\\ \vdots\\ y_l\end{bmatrix} \tag{16}$$

在求得方程(16)的解 b 和 α_i 后,可得回归估计函数:

$$f(x)=\sum_{i=1}^{m}\alpha_iK(x_i,x)+b \tag{17}$$

式(17)中:$K(x_i,x)$ 为核函数,因为线性核函数不会改变输入的维度,本文选择线性核函数,即 $K(x_i,x)=(x_i\cdot x)$。将其代入式(17),整理后可得系数 $\boldsymbol{A}=\sum_{i=1}^{m}\alpha_ix_i$,$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$ 同理。

2.2　AE-LS-SVM

AE 算法是一种新的高效优化算法,通过其核心 Alpha 算子来实现解的更新迭代。Alpha 算子的操作基于一个会根据进化状态动态调整的自适应基向量,并通过随机步长和自适应步长来决定解的移动方向和距离,从而平衡探索与利用解的能力,并且在一次更新中同时“抽样—替换—自适应微调”,减少了多算子和多阶段协同带来的耦合不稳,收敛路径更短[15]。

2.2.1　AE 的步骤

1)参数设置:种群大小 N,迭代次数 I_{te},搜索范围 $[l_b,u_b]$,优化维度 D,目标函数 $f(\cdot)$。

2)初始化:生成一个候选解矩阵 $\boldsymbol{X}$,其中每个候选解在给定的搜索空间内随机初始化:$X_i=l_b+(u_b-l_b)\cdot r_{\mathrm{and}}(0,1,[1,D])$,$i=1,2,\cdots,N$,其中 X_i 表示第 i 个候选解;r_{and} 为 $[0,1]$ 范围内的随机数。

3)进化矩阵:对候选解进行改进以找到问题的最优解。在进化过程中,不直接进化当前候选矩阵 $\boldsymbol{X}$ 中的每个解 X_i,而是对 $\boldsymbol{X}$ 进行一次带有替换操作的抽样来得到待进化的矩阵 $\boldsymbol{E}$,以保持种群多样性,降低陷入局部最优的概率。$\boldsymbol{E}$ 和 $\boldsymbol{X}$ 的关系可以表示为:$\boldsymbol{E}\xrightarrow{N}\boldsymbol{X}$,$\boldsymbol{E}\subseteq\boldsymbol{X}$,其中符号“$\xrightarrow{N}$”表示进行有放回抽样的操作,执行 N 次,$\boldsymbol{E}$ 是 $\boldsymbol{X}$ 的子集。E_i 为 $\boldsymbol{E}$ 中第 i 个解,当 E_i 成功进化后,$\boldsymbol{X}$ 中对应的解会根据索引被替换。

4)进化:AE 仅依赖一个 Alpha 算子来进行高效搜索,在此算子中,提取和利用进化信息的多个步骤同时发生。Alpha 算子的数学模型为式。

$$E_i^{t+1}=P+\alpha\Delta r_i+\theta\cdot(W_i+E_i^t-P-L_i) \tag{18}$$

式(18)中:t 为当前迭代次数;P 为自适应基向量,决定进化起点;α 为衰减因子,$\alpha=e^{(\ln((\mathrm{Max}\,F_{\mathrm{Es}}-F_{\mathrm{Es}})/\mathrm{Max}\,F_{\mathrm{Es}})-(4F_{\mathrm{Es}}/\mathrm{Max}\,F_{\mathrm{Es}})^2)}$;$F_{\mathrm{Es}}$ 为目标函数调用次数;Max F_{Es} 为最大调用次数;Δr_i 为第 i 个随机步长;$\boldsymbol{\theta}$ 为不确定性控制向量;W_i、L_i 为来自 $\boldsymbol{X}$ 的抽样解,满足 $f(W_i)\leqslant f(E_i)\leqslant f(L_i)$。

该算子右端可分为三个部分,各自有不同的功能。自适应基向量 $\boldsymbol{P}$ 决定进化的起点;随机步长 $\alpha\Delta r_i$ 提供全局探索功能;自适应步长 $\boldsymbol{\theta}\cdot(W_i+E_i^t-P-L_i)$ 提供局部搜索功能。随机步长与自适应步长在迭代早期保证大尺度全局探索,后期自动转入局部探索,缓解算法在多峰目标下的早熟。

$\boldsymbol{P}$ 有两条概率相等的计算路径,见式(19)。

$$\boldsymbol{P} = \begin{cases} c_a P_a^t + (1 - c_a) \times \mathrm{diag}(\hat{\boldsymbol{A}}) = P_a^{t+1} \\ c_b P_b^t + (1 - c_b) \times \boldsymbol{\omega}\hat{\boldsymbol{B}} = P_b^{t+1} \end{cases} \tag{19}$$

式(19)中,c_a 和 c_b 为学习率,计算公式都为 $1 - F_{Es}/\mathrm{Max}\ F_{Es}$;$\hat{\boldsymbol{A}}$ 和 $\hat{\boldsymbol{B}}$ 分别为从 $\boldsymbol{X}$ 中有放回和无放回地抽样得到;$\boldsymbol{\omega}$ 为权重,$\boldsymbol{\omega}_{i:K} = \dfrac{f(X_{i:K})}{\sum_{i=1}^{K} f(X_{i:K})}$,$i:K$ 表示采样的 K 个解中的第 i 个解。

5)边界限制:如果 E_i 中某个元素 $E_{i,j}$ 超出了上边界限制,则 $E_{i,j} = (E_{i,j} + u_b)/2$,超出下边界时 $E_{i,j} = (E_{i,j} + l_b)/2$。

6)选择:如果 $f(E_i^{t+1}) <= f(E_i^t)$,则表示解成功进化,将该解保留到下一代:$X_k^{t+1} = E_i^{t+1}$。

2.2.2 使用 AE 优化 LS-SVM 进行船舶运动灰箱建模的步骤

1)设计船舶操纵试验,获得进行系统辨识所需的船舶运动数据 u、v、r、U、δ。

2)确定回归模型结构,输入为 $\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{Y}$、$\boldsymbol{N}$,输出为式左端。

3)设置 AE 算法的种群大小、迭代次数、目标函数、待优化参数(对应 LS-SVM 超参数)、搜索范围和维度。

4)迭代训练至最大次数,使用最优超参数训练 LS-SVM。

5)从训练好的 LS-SVM 结构中获取 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$,得到灰箱模型。

AE-LS-SVM 的流程图如图 2 所示。

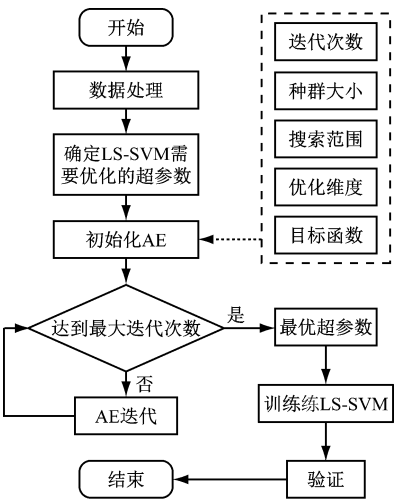


图 2 AE-LS-SVM 流程图

Fig. 2 The flowchart of AE-LS-SVM

3 模型训练

3.1 训练数据

Chislett 等人通过系统的平面运动机构(Planar Motion Mechanism,PMM)试验测量了 Mariner 船模 Abkowitz 模型中的多个水动力导数,并很好地模拟了实际船舶的螺旋试验、回转试验和 Z 形试验[18]。本文参考并使用了此数据,以确保模型的准确性和可靠性。表 1 列出了 Mariner 船的主要参数。

常见的船舶操纵试验包括旋回操纵和 Z 形操纵。一般来说,旋回运动的条件比较简单,不适合生成训练数据。为了反映灰箱模型中控制变量的贡献,采用舵角不断变化的 Z 形操纵生成训练数据集:舵角从 ±10°开始,每次增加/减少 5°,±35°以后不再变化。对运动变量 u、v、r、U 和舵角 δ 采样间隔为 1 s,采样长度为 1 000 s,这 1 000 个样本点涵盖了整个 Z 形操纵,如图 3 所示。

表 1 Mariner 参数

Tab. 1 Main particulars of Mariner class vessel

参数	数值	参数	数值
总长 L_{oa}/m	171.8	吃水 T/m	8.23
垂线间长 L_{pp}/m	160.93	排水量∇/m^3	18 541
型宽 B/m	23.17	时速 U_0/(m·s^{-1})	7.717 5

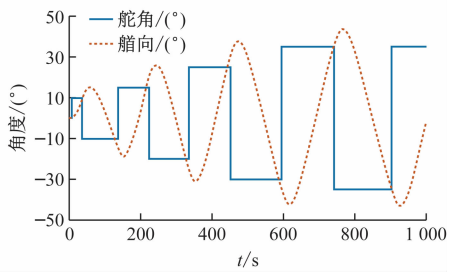


图 3 训练数据

Fig. 3 Training data

3.2 建模流程

根据式(7)、(8)可知,由仿真数据 u、v、r、U、δ 可进一步得到输入向量 $\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{Y}$、$\boldsymbol{N}$。使用 AE-LS-SVM 拟合输入输出,其中 AE 参数设置为:种群大小 50,迭代次数 50,LS-SVM 由于采用线性核,所以需要寻找的超参数只有惩罚因子 C,搜索范围为[0.1,10^4],目标函数为:

$$f(X_i) = \sum_{k=1}^{n} (\hat{y}_k(X_i) - y_k(X_i))^2 \tag{20}$$

式(20)中,X_i 为候选超参数(此处为 C);$\hat{y}_k(X_i)$ 为以 X_i 训练 LS-SVM 后第 k 个样本的预测输出;$y_k(X_i)$ 为真实值。优化结果 C = 2 302,最后从最优 C 训练的 LS-SVM 结构中获取系数 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$ 并代回式(5)即可得到对应的灰箱模型。灰箱建模流程如图 4 所示。

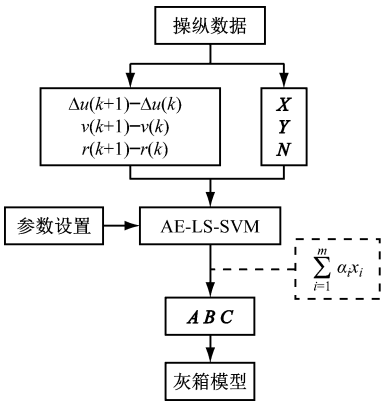


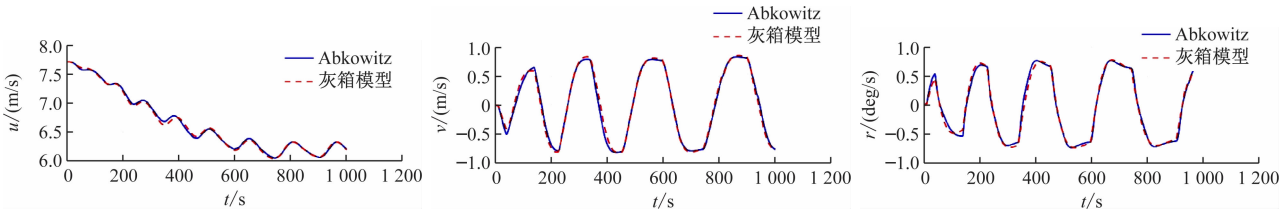
图 4　灰箱建模流程

Fig. 4　The process of grey box modeling

4　模型验证

4.1　泛化性验证

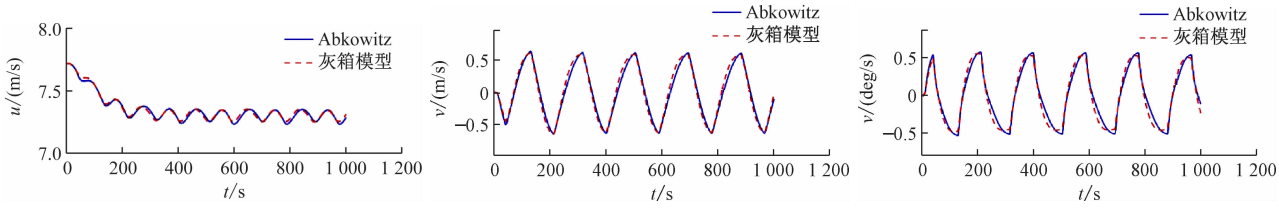
由于灰箱模型系数没有特定的含义,因此不宜直接通过比较参数值来验证灰箱模型的准确性。但可通过操纵试验对其进行测试,执行不同的操纵运动来验证模型的泛化性,并通过比较测试结果(图 5—8)来验证。采用与训练数据相同的船舶初始位置、航向和速度,获得辨识模型的运动状态响应数据。图 5 展示了灰箱模型与 Abkowitz 在变舵角 Z 形操纵输入下的输出对比,图 6—8 分别为 10°和 20°Z 形操纵,以及 20°旋回操纵试验结果。由图 5—8 可



(a)纵向速度　(b)横向速度　(c)转艏速度

图 5　变舵角 Z 形操纵

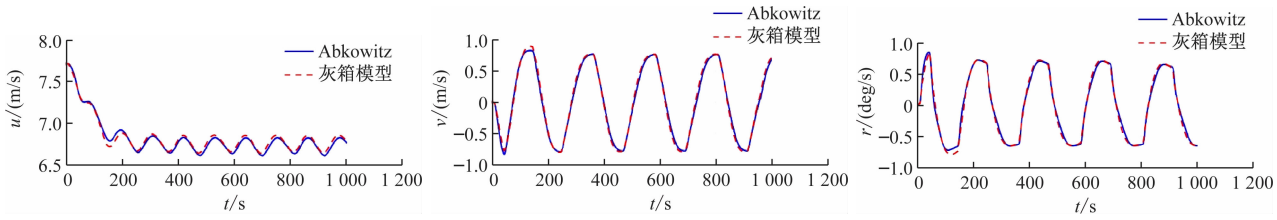
Fig. 5　Zigzag test with variable rudder angles



(a)纵向速度　(b)横向速度　(c)转艏速度

图 6　10°Z 形操纵

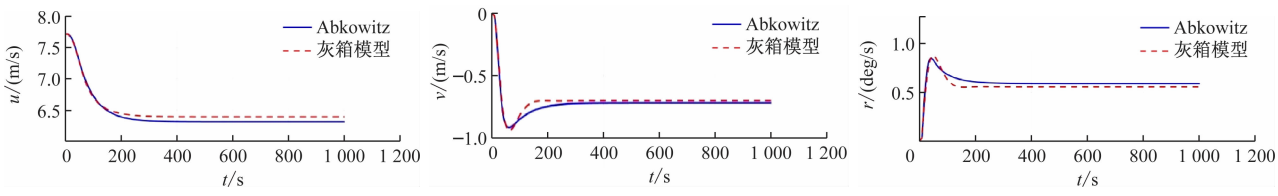
Fig. 6　10° Zigzag test



(a)纵向速度　(b)横向速度　(c)转艏速度

图 7　20°Z 形操纵

Fig. 7　20° Zigzag test



(a)纵向速度　(b)横向速度　(c)转艏速度

图 8　20°旋回操纵

Fig. 8　20° turning test

以看出,该灰箱模型对船舶操纵运动的预测与Abkowitz模型符合得很好,说明模型具有很好的泛化性。

4.2 对比评价

对于回归模型,可以使用相关系数(Correlation Coefficient, CC)、均方误差(Mean Square Error, MSE)和平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)等衡量模型精度。以纵向速度 u 为例,定义MSE、CC和MAPE为:

$$S_{\mathrm{MSE}} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}[u_{\mathrm{p}}(k) - u_{\mathrm{s}}(k)]^2 \tag{21}$$

$$S_{\mathrm{CC}} = \frac{\sum_{k=1}^{n}(u_{\mathrm{p}}(k) - \bar{u}_{\mathrm{p}})(u_{\mathrm{s}}(k) - \bar{u}_{\mathrm{s}})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(u_{\mathrm{p}}(k) - \bar{u}_{\mathrm{p}})^2}\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(u_{\mathrm{s}}(k)_i - \bar{u}_{\mathrm{s}})^2}} \tag{22}$$

$$S_{\mathrm{MAPE}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{u_{\mathrm{s}}(k) - u_{\mathrm{p}}(k)}{u_{\mathrm{s}}(k)}\right| \times 100 \tag{23}$$

式(21)—(23)中,下标p和s分别为预测值和真实值;n 为 u 数据个数;$\bar{u}_{\mathrm{p}}$ 和 $\bar{u}_{\mathrm{s}}$ 分别为预测值和真实值的平均值。

CC衡量预测值与真实值的趋势一致性,MSE衡量预测值与真实值之间的绝对误差,MAPE则衡量相对误差,这三个指标能较为全面地衡量模型的精度。

为验证方法的有效性和优越性,选取GWO-LS-SVM和PSO-LS-SVM进行对比。GWO与PSO迭代次数、种群大小、目标函数、搜索范围等超参数与AE相同,PSO特有超参数:惯性权重在[0.9,0.4]范围内线性衰减,粒子最大速度为搜索范围的15%,个体、社会学习因子均为2。图9为三种算法的优化曲线,从图9中可以看到,AE下降得最快,在5代左右下降到稳定值,下降得也最平稳,且稳定后的目标函数值也比另外两种算法更低。图10为优化过程中惩罚因子C的搜索过程。

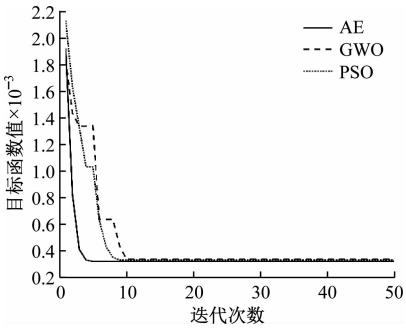


图9 迭代曲线

Fig. 9 Iteration curve

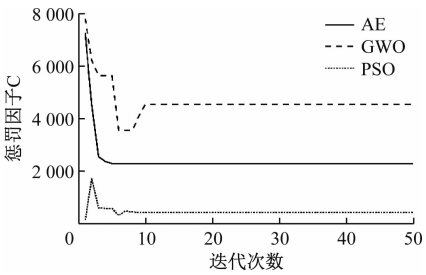


图10 惩罚因子C搜索过程

Fig. 10 The search process of penalty factor C

表2列出了不同优化方法下模型 u、v、r 的MSE、CC和MAPE。从表2中可以看出,AE-LS-SVM辨识建模方法在各项指标上均优于另外两种方法。其中,u 结果的MAPE相比于GWO-LS-SVM降低0.14%;v 结果的MSE和MAPE相比于GWO-LS-SVM分别降低20%和5.72%;r 结果的MSE相较于另外两种方法分别降低14.8%和15%。基于AE-LS-SVM的灰箱模型操纵试验结果的MSE相较于GWO-LS-SVM和PSO-LS-SVM分别平均降低了1.1×10^{-4}和5.6×10^{-5},约6%和4%;MAPE分别平均降低了3.84%和1.96%;因为另外两种方法相关系数都能达到较高水平,所以本文方法在CC指标上提升相对较小,约0.13%和0.04%。上述结果说明AE-LS-SVM辨识建模方法得到的船舶运动灰箱模型比另外两种方法有更高的精度。

表2 不同方法的MSE、CC和MAPE

Tab. 2 MSE, CC and MAPE of different optimization methods

变量	AE-LS-SVM			GWO-LS-SVM			PSO-LS-SVM		
	MSE	CC	MAPE/%	MSE	CC	MAPE/%	MSE	CC	MAPE/%
u	3.22×10^{-4}	0.999 4	0.26	3.38×10^{-4}	0.998 6	0.40	3.32×10^{-4}	0.999 4	0.27
v	1.23×10^{-3}	0.998 3	21.92	1.54×10^{-3}	0.996 1	27.64	1.40×10^{-3}	0.997 3	24.60
r	5.68×10^{-7}	0.996 8	21.07	6.67×10^{-7}	0.995 2	26.75	6.68×10^{-7}	0.996 6	24.28

4.3 干扰试验

在实际应用中,实测实船运动状态时易受多种干扰因素影响。本研究参考Sutulo等[19]提出的干扰模型进行模拟,如式(24)所示。

$$\zeta_i = \zeta_{0i} + \max(\zeta)\xi_i k_0 k_\zeta \tag{24}$$

式(24)中,ζ 为运动变量 u、v、r;ζ_{0i} 为没有干扰的数据;$\max(\zeta)$ 为没有干扰的数据中最大绝对值;ξ_i 为高斯白噪声;k_0 为干扰水平,本研究设置为 5%,10% 和 15%;k_ζ 为不同响应的特定衰减因子,实际中 u 受到的干扰明显小于 v 和 r,设置为 0.2,v 和 r 设置为 1。

为了避免随机性导致异常值,对每个响应进行 50 次扰动处理后取平均值。利用干扰处理后的操纵数据进行与 3.2 节同样的操作得到灰箱模型,采用与 4.1 节相同的操纵试验来检验模型的效果。图 11 展示了不同干扰水平对模型不同操纵运动输出的影响,横坐标为试验类型,纵坐标为对应 MSE、CC 和 MAPE。共进行四组试验:10°~35°Z 为和 4.1 节相同的变舵角 Z 形操纵,10°Z 和 20°Z 为标准 Z 形操纵,20°T 为 20°旋回操纵。

从图 11 中可以看出,整体上,随着干扰强度 k_0 增加,模型精度是在下降的。由于不同试验的 MSE 数量级差异较大,所以采用对数坐标绘图。当干扰水平在 5% 和 10% 时,MSE 和 MAPE 小幅上升,CC 除了 20°旋回试验中下降较明显,其他试验都能达到 0.98。当干扰水平达到 15% 时,MSE、MAPE 出现明显上升而 CC 明显下降。其中变舵角试验效果最好,其次是 10° 和 20°Z 形操纵,旋回的效果相对较差,因为训练数据包含了一部分的 10° 和 20° 的操纵数据,可见干扰对模型的泛化性有一定影响。MAPE 波动较大是因为一些极小值会导致非常大的偏差百分比。CC 比较稳定,说明模型能很好地捕捉数据的趋势。结果表明,该辨识方法有一定的抗干扰能力。

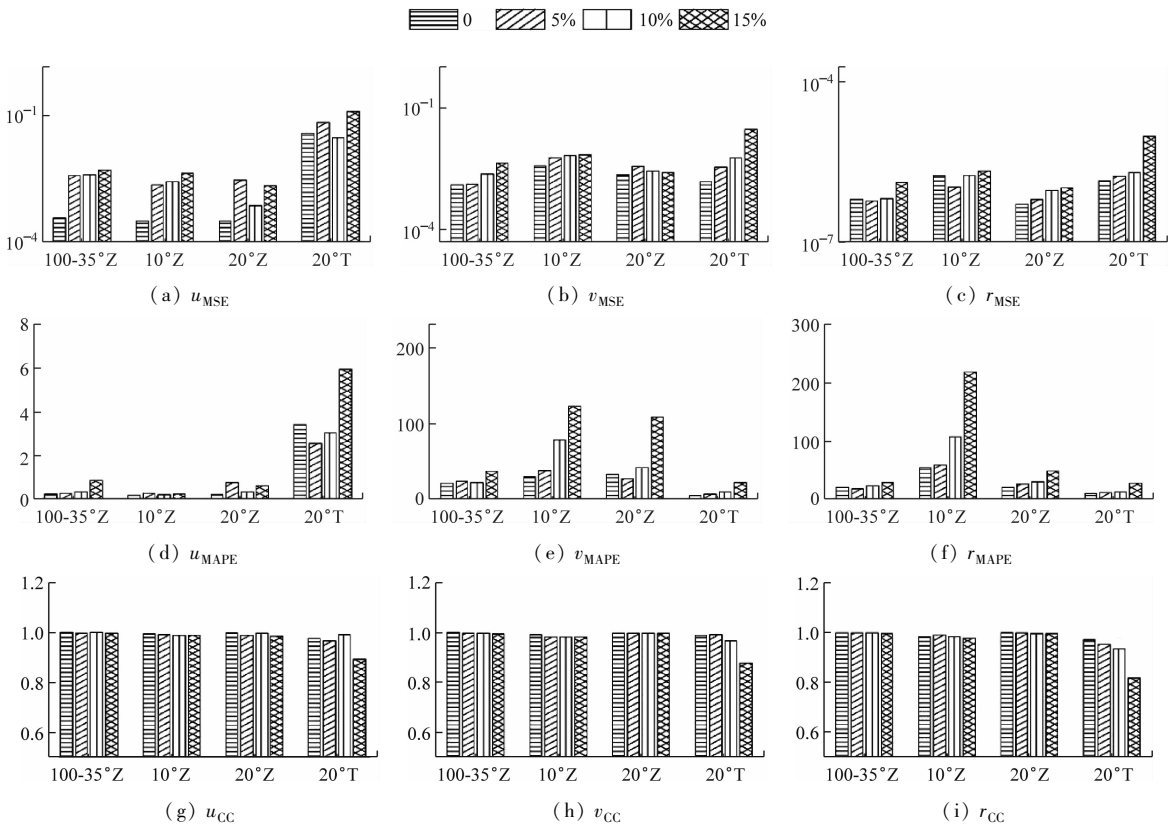


图 11　不同干扰下模型输出结果的 MSE、CC 和 MAPE

Fig. 11　MSE, CC and MAPE of model outputs under different disturbances

5　结论

本研究提出了一种基于 AE-LS-SVM 的船舶操纵运动灰箱辨识建模方法,通过利用 AE 算法强大的全局搜索能力对 LS-SVM 超参数进行寻优,有效提升了船舶操纵运动模型的辨识精度。试验结果表明,与 GWO-LS-SVM 和 PSO-LS-SVM 得到的模型相比,AE-LS-SVM 方法建立的船舶操纵运动灰箱模型输出结果的 MSE 分别降低约 6% 和 4%、MAPE 分别降低约 3.84% 和 1.96%、CC 分别提高 0.13% 和 0.04%。此外,在训练数据中加入不同水平噪声干扰的测试中,该灰箱模型表现出良好的抗干扰性能,说明其具备一定的实际适用性,能够满足船舶运动预测的工程需要。

参 考 文 献

[1] 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,1999:211-215.
Jia X L, Yang Y S. Mathematical models of ship motion: mechanism modeling and identification modeling [M]. Dalian: Dalian Maritime University, 1999: 211-215. (in Chinese)

[2] Zhong Y M, Yu C Y, Wang R, et al. Adaptive anti-noise least-squares algorithm for parameter identification of unmanned marine vehicles: theory, simulation, and experiment [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2023, 25(1): 369-381.

[3] 褚式新,茅云生,董早鹏,等. 基于极大似然法的高速无人艇操纵响应模型参数辨识 [J]. 兵工学报,2020,41(1):127-134.
Chu S X, Mao Y S, Dong Z P, et al. Parameter identification of high-speed USV maneuvering response model based on maximum likelihood algorithm [J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(1): 127-134. (in Chinese)

[4] Meng Y, Zhang X K, Zhang X F, et al. Online ship motion identification modeling and its application to course-keeping control [J]. Ocean Engineering, 2024, 294: 116853.

[5] Xue Y F, Liu Y J, Ji C, et al. Hydrodynamic parameter identification for ship manoeuvring mathematical models using a Bayesian approach [J]. Ocean Engineering, 2020, 195: 106612.

[6] Skulstad R, Li G Y, Fossen T I, et al. A hybrid approach to motion prediction for ship docking—integration of a neural network model into the ship dynamic model [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 2501311.

[7] Wakita K, Maki A, Umeda N, et al. On neural network identification for low-speed ship maneuvering model [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2021, 27: 772-785.

[8] 罗伟林,邹早建. 基于最小二乘支持向量机的船舶操纵运动建模 [J]. 系统仿真学报,2008,20(13):3381-3384.
Luo W L, Zou Z J. Modeling of ship manoeuvring motion using least squares support vector machines [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(13): 3381-3384. (in Chinese)

[9] Zhang Y Y, Wang Z H, Zou Z J. Black-box modeling of ship maneuvering motion based on multi-output nu-support vector regression with random excitation signal [J]. Ocean Engineering, 2022, 257: 111279.

[10] 陈立家,周欣蔚,杨沛艺,等. 面向环境不确定性的船舶操纵运动建模与预报方法 [J]. 交通运输工程学报,2024,24(3):279-295.
Chen L J, Zhou X W, Yang P Y, et al. Modeling and prediction method of ship maneuvering motion facing environmental uncertainty [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(3): 279-295. (in Chinese)

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

[12] 余耀辉,刘溯扬,王子豪, 等. 基于误差监测机制的船舶操纵运动自适应在线建模 [J]. 中国舰船研究,2025,20(1):58-64.
Yu Y H, Liu S Y, Wang Z H, et al. Adaptive online modeling of ship maneuvering motion based on error monitoring [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 58-64. (in Chinese)

[13] Dong Z P, Ding Y L, Liu W S, et al. Maneuverability parameter identification of a water-jet USV based on truncated weighted LSSVM integrated with adaptive mutation PSO algorithm [J]. Ocean Engineering, 2025, 321: 120474.

[14] Zhang X F, Meng Y, Liu Z C, et al. Modified grey wolf optimizer-based support vector regression for ship maneuvering identification with full-scale trial [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2021, 27: 576-588.

[15] Gao H, Zhang Q K. Alpha evolution: an efficient evolutionary algorithm with evolution path adaptation and matrix generation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: 109202.

[16] Fossen T I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2021.

[17] Suykens J A K, de Brabanter J, Lukas L, et al. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation [J]. Neurocomputing, 2002, 48(1-4): 85-105.

[18] Chislett M S, Strom-tejsen J. Planar motion mechanism tests and full-scale steering and manoeuvring predictions for a mariner class vessel [J]. International Shipbuilding Progress, 1965, 12: 201-224.

[19] Sutulo S, Guedes Soares C. An algorithm for offline identification of ship manoeuvring mathematical models from free-running tests [J]. Ocean Engineering, 2014, 79: 10-25.