

8-15-2024

Parametric Identification of Ship Maneuvering Motion Response Model Based on Square Root Cubature Kalman Filtering

Qinghao Li

Nautical Dynamic Simulation and Control Key Laboratory, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Junsheng Ren

Nautical Dynamic Simulation and Control Key Laboratory, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Yan Hua

Nautical Dynamic Simulation and Control Key Laboratory, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Special Column: Digital Twin and Intelligent Simulation of Marine and Maritime is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Parametric Identification of Ship Maneuvering Motion Response Model Based on Square Root Cubature Kalman Filtering

Abstract

Abstract: The system identification algorithm, based on the square root cubature Kalman filter (SRCKF) is proposed to address issues such as low accuracy, poor robustness, and weak generalization ability encountered by the extended Kalman filter (EKF) algorithm in parameters identification of ship maneuvering motion models. This algorithm, within the framework of CKF, replaces the original covariance matrix with its root mean square and utilizes triangular decomposition for prediction and update to enhance identification stability. The EKF is used as a comparison algorithm to identify the parameters of the second-order nonlinear response model of a ship with rudder angles that comply with changes in the rudder servo system using the numerical simulation data solved by the fourth-order Runge-Kutta method, and the obtained identification model is subjected to a verification test of the generalisation ability. The results indicate that the SRCKF algorithm has higher identification accuracy, stability, and generalization ability than the EKF algorithm.

Keywords

parameters identification, SRCKF(square root cubature Kalman filter), fourth-order Runge- Kutta method, rudder servo system, response model

Recommended Citation

Li Qinghao, Ren Junsheng, Hua Yan. 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.

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

李晴昊, 任俊生*, 华焱

(大连海事大学 航海动态仿真和控制重点实验室, 辽宁 大连 116026)

摘要: 为了解决扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法在船舶操纵运动模型参数辨识中存在辨识精度低、稳定性差和泛化能力弱的问题, 提出了一种基于均方根容积卡尔曼滤波(square root cubature Kalman filter, SRCKF)的辨识算法。在CKF框架下将方差矩阵的均方根代替原始方差矩阵, 使用三角分解对其进行预测和更新以提高辨识的稳定性。将EKF作为对比算法, 利用四阶龙格库塔法解算的数值仿真数据, 对舵角符合舵机伺服机构变化的船舶二阶非线性响应模型参数进行辨识, 并将得到的辨识模型开展泛化能力验证试验。结果表明: SRCKF算法具有比EKF算法更高的辨识精度、稳定性和泛化能力。

关键词: 参数辨识; SRCKF(square root cubature Kalman filter); 四阶龙格库塔法; 舵机伺服机构; 响应模型

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)08-1790-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0195

引用格式: 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.

Reference format: Li Qinghao, Ren Junsheng, Hua Yan. 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.

Parametric Identification of Ship Maneuvering Motion Response Model Based on Square Root Cubature Kalman Filtering

Li Qinghao, Ren Junsheng*, Hua Yan

(Nautical Dynamic Simulation and Control Key Laboratory, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: The system identification algorithm, based on the square root cubature Kalman filter (SRCKF) is proposed to address issues such as low accuracy, poor robustness, and weak generalization ability encountered by the extended Kalman filter (EKF) algorithm in parameters identification of ship maneuvering motion models. This algorithm, within the framework of CKF, replaces the original covariance matrix with its root mean square and utilizes triangular decomposition for prediction and update to enhance identification stability. The EKF is used as a comparison algorithm to identify the parameters of the second-order nonlinear response model of a ship with rudder angles that comply with changes in the rudder servo system using the numerical simulation data solved by the fourth-order Lunge Kuta method, and the obtained identification model is subjected to a verification test of the generalisation ability. The results indicate that the SRCKF algorithm has higher identification accuracy, stability, and generalization ability than the EKF algorithm.

收稿日期: 2024-03-05 修回日期: 2024-04-30

基金项目: 国家自然科学基金(51779029, 61976033, 51939001); 国家重点研发计划(2022YFB4301402)

第一作者: 李晴昊(1999-), 男, 硕士生, 研究方向为船舶运动辨识建模、系统辨识等。

通讯作者: 任俊生(1976-), 男, 教授, 博导, 博士, 研究方向为船舶运动辨识建模、船舶运动控制等。

Keywords: parameters identification; SRCKF(square root cubature Kalman filter); fourth-order Runge-Kutta method; rudder servo system; response model

0 引言

船舶操纵运动模型是航海模拟器和无人船自主航行控制的核心^[1], 高精度的模型能够反映出船舶的实际运动状态。因此, 获得精确的模型参数对无人船安全航行和航海模拟器运动仿真起到重要的作用^[2]。

系统辨识作为一种经济、高效获得模型参数的手段, 在船舶操纵运动模型的参数获取中得到了应用和发展。目前主要有递推最小二乘^[3](recursive least square, RLS)、扩展卡尔曼滤波^[4-10](extended Kalman filters, EKF)、支持向量机^[11](SVM)、粒子群优化^[12](PSO)和神经网络^[13](NN)等参数辨识算法。

由于EKF算法结构简单并具有处理非线性问题的能力, 因此被广泛应用于船舶操纵运动模型参数辨识领域。赵大明等^[5]利用EKF算法对简化的泰勒展开模型进行辨识, 验证了EKF算法建立辨识模型的可靠性。Perera等^[6]利用EKF算法对改进的船舶二阶非线性响应模型参数进行有效辨识。Guan等^[7]利用EKF算法对改进的船舶二阶非线性响应模型参数进行辨识后, 通过设计控制器对船舶航向进行了控制。Dong等^[8]将EKF算法与SVM算法进行对比研究, 对船舶二阶非线性响应模型参数进行辨识并开展了泛化能力验证, 验证了EKF算法具有比SVM算法更高的辨识精度和泛化能力。Zheng等^[9]将EKF与滑动窗算法相结合对Fossen模型参数进行了辨识验证, 得到了较好的辨识效果。Zeng等^[10]利用EKF算法对简化后的MMG(ship manoeuvring mathematical model group)模型水动力导数进行辨识并开展泛化能力验证, 验证了EKF辨识参数具有良好的泛化和预报能力。由于EKF算法是将非线性系统函数通过泰勒展开到一阶进行线性化处理的, 产生了截断误差, 当

系统非线性较强和模型不准确时容易导致滤波辨识精度差、不稳定或发散。

本文提出一种基于均方根容积卡尔曼滤波(square root cubature Kalman filter, SRCKF)的船舶操纵运动模型参数辨识算法, 基于三阶球面径向容积准则逼近贝叶斯滤波理论框架中的后验均值和方差均方根, 避免了EKF算法由泰勒展开进行线性化产生的截断误差, 提高了滤波辨识精度和稳定性。相比利用智能优化的辨识算法, SRCKF算法所具有的迭代结构, 不需要在辨识前对船舶的状态数据进行储存, 只需要通过前一时刻系统的统计特性和当前时刻的船舶量测数据即可实现对模型参数的辨识, 因此具有较高的辨识效率。此外, 这种迭代结构优势可以为船舶运动模型参数的在线辨识研究打下基础。

本文将符合舵机伺服机构变化的舵角作为系统输入, 首向角作为系统输出的船舶二阶非线性响应模型通过欧拉差分进行离散化处理。为了验证SRCKF算法的有效性, 利用Z形试验数值仿真数据, 将EKF作为对比算法, 对离散模型参数进行辨识并对得到的辨识模型开展泛化试验。

1 船舶操纵运动数学模型

1.1 船舶二阶非线性响应模型

船舶二阶非线性响应模型^[14]是以船舶舵角为系统输入, 首向角或首摇角速度为系统输出的一种船舶操纵运动数学模型, 其表达式为

$$\begin{cases} T_1 T_2 \ddot{r} + (T_1 + T_2) \dot{r} + r + \alpha r^3 = K(\delta + T_3 \dot{\delta} + \delta_r) \\ r = \dot{\psi} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ψ 为首向角; r 为首摇角速度; K 为增益系数; α 为非线性项系数; T_1 、 T_2 、 T_3 为时间常数; δ 为舵角; $\dot{\delta}$ 为舵角变化率; δ_r 为船舶直航时所压

舵角。

在船舶实际航行时，对船舶执行操舵转向命令后不能瞬时达到所设目标舵角，因为在操舵后舵角变化与船舶舵机伺服机构的性能有关。因此本文在仿真数据获取时，将符合船舶舵机伺服机构变化规律的舵角作为系统输入，能更切实反映出船舶的实际运动过程，具体表达式为

$$\dot{\delta} = \frac{1}{T_E} (\delta_E - \delta) \quad (2)$$

式中： T_E 为舵机时间常数； δ_E 为目标舵角。

1.2 状态方程增广及离散化处理

为方便对模型参数进行辨识，将式(1)中的模型参数经变换表示为

$$\beta = \begin{bmatrix} \frac{T_1+T_2}{T_1T_2} & \frac{1}{T_1T_2} & \frac{K}{T_1T_2} & \frac{KT_3}{T_1T_2} & \frac{K\delta_r}{T_1T_2} & \frac{\alpha}{T_1T_2} \end{bmatrix}^T = [\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3 \ \beta_4 \ \beta_5 \ \beta_6]^T \quad (3)$$

将式(1)和式(3)进行结合并整理可得

$$\ddot{r} = -\beta_1 \dot{r} - \beta_2 r + \beta_3 u_1 + \beta_4 \dot{u}_1 + \beta_5 - \beta_6 r^3 \quad (4)$$

由式(3)可知，该模型有6个需要辨识的参数。由于SRCKF算法是在卡尔曼滤波框架下的状态空间迭代结构，若对模型中的具体参数进行辨识，则需要在辨识前根据系统的原始状态量对式(3)中待辨识参数进行增广处理，共同组成辨识状态量，增广后状态量为

$$\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7 \ x_8 \ x_9]^T = \underbrace{[\psi \ r \ \dot{r}]^T}_{\text{原始状态量}} \underbrace{[\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3 \ \beta_4 \ \beta_5 \ \beta_6]^T}_{\text{增广状态量(待辨识参数)}} \quad (5)$$

根据式(5)的中系统增广状态量，得到系统的连续状态空间方程：

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dot{x}_3 = -\beta_1 x_3 - \beta_2 x_2 + \beta_3 u_1 + \beta_4 \dot{u}_1 + \beta_5 - \beta_6 x_3^2 \\ \dot{\beta}_{6 \times 1} = \mathbf{0}_{6 \times 1} \end{cases} \quad (6)$$

式中： u_1 为舵角 δ ，表示系统输入量。

为了方便计算机处理和滤波辨识，通过欧拉差分法对式(6)进行离散化处理以获得离散表达式

式，最终的增广系统离散方程为

$$\begin{cases} x_{1,k} = x_{1,k-1} + \Delta t x_{2,k-1} \\ x_{2,k} = x_{2,k-1} + \Delta t x_{3,k-1} \\ x_{3,k} = x_{3,k-1} + \Delta t (-\beta_1 x_{3,k-1} - \beta_2 x_{2,k-1} + \beta_3 u_{1,k-1} + \beta_4 (u_{1,k} - u_{1,k-1}) / \Delta t + \beta_5 - \beta_6 x_{3,k-1}^2) \\ \beta_{6 \times 1,k} = \beta_{6 \times 1,k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中： Δt 为时间步长，本文取 $\Delta t = 0.1$ s。

通过辨识得到式(3)中 β 参数后，通过式(8)解算即可获得式(1)中各具体船舶操纵性指数。

$$\begin{cases} T_1 = \frac{\beta_1 + \sqrt{\beta_1^2 - 4\beta_2}}{2\beta_2} \\ T_2 = \frac{\beta_1 - \sqrt{\beta_1^2 - 4\beta_2}}{2\beta_2} \\ T_3 = \beta_4 / \beta_3, K = \beta_3 / \beta_2, \delta_r = \beta_5 / \beta_3, \alpha = \beta_6 / \beta_2 \end{cases} \quad (8)$$

2 SRCKF辨识算法

式(7)的船舶离散非线性增广系统可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (9)$$

式中： \mathbf{x}_{k-1} 为系统状态量； $\mathbf{z}_k = [\psi \ r \ \dot{r}]^T$ 为船舶运动量测量； $\mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}$ 为状态转移函数， \mathbf{F}_{k-1} 为状态转移矩阵； $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{H} \mathbf{x}_k$ 为量测函数， \mathbf{H} 为量测矩阵； \mathbf{w}_{k-1} 为过程噪声； \mathbf{v}_k 为量测噪声，两者相互独立，且 $\mathbf{w}_{k-1} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$ ， $\mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ 。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\Delta t \beta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\Delta t \beta_2 & \Delta t \beta_3 & \beta_3 - \beta_4 & \Delta t & -\Delta t \beta_6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{0}_{5 \times 4} & \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix}_{9 \times 9} \quad (12)$$

$$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{3 \times 3} \ \mathbf{0}_{3 \times 6}]_{3 \times 9} \quad (13)$$

本文用 $\text{qr}(\cdot)$ 表示使用QR分解对矩阵进行三角化处理，以获得与状态同维数的方阵。SRCKF

算法的具体辨识步骤如下。

步骤1: 状态矩阵和误差方差均方根矩阵初始化

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_0 &= E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{S}_0 &= \sqrt{E[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_0)^T]} \end{aligned} \quad (14)$$

步骤2: 时间更新

(1) 计算容积点

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\zeta}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\zeta} = \sqrt{\frac{m}{2}} [\mathbf{I}_{n \times n}, -\mathbf{I}_{n \times n}]_{n \times m} \quad (16)$$

式中: $\boldsymbol{\zeta}_i$ 为矩阵 $\boldsymbol{\zeta}$ 的第 i 列; \mathbf{I} 为单位矩阵; $n=9$ 为系统维数; m 为系统维数的2倍。

(2) 状态方程容积点传播值计算

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}, \mathbf{u}_{1,k-1,k}) \quad (17)$$

(3) 状态预测估计

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \quad (18)$$

(4) 误差方差均方根预测估计

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \text{qr}([\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^*, \sqrt{\mathbf{Q}}]) \quad (19)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{X}_{1,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{X}_{m,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (20)$$

步骤3: 量测更新

(1) 容积点更新

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\zeta}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (21)$$

(2) 量测方程容积点传播值计算

$$\mathbf{Z}_{i,k|k-1} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_{i,k|k-1}) \quad (22)$$

(3) 量测预测值计算、新息方差矩阵均方根估计和互协方差矩阵估计

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \quad (23)$$

$$\mathbf{S}_{zz,k|k-1} = \text{qr}([\boldsymbol{\xi}_{k|k-1}, \sqrt{\mathbf{R}}]) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \boldsymbol{\chi}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^T \quad (25)$$

$$\boldsymbol{\xi}_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{Z}_{1,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{Z}_{m,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \quad (26)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{X}_{1,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{X}_{m,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (27)$$

(4) 卡尔曼滤波增益计算

$$\mathbf{W}_k = (\mathbf{P}_{xy,k|k-1} / \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^T) \mathbf{S}_{zz,k|k-1} \quad (28)$$

(5) 状态预测估计更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{W}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (29)$$

(6) 误差方差均方根预测估计更新

$$\mathbf{S}_{k+1|k+1} = \text{qr}([\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \boldsymbol{\xi}_{k|k-1}, \mathbf{W}_k \sqrt{\mathbf{R}}]) \quad (30)$$

3 模型参数辨识与验证

3.1 量测数据获取

SRCKF算法是通过船舶的量测数据对状态进行滤波辨识的,对模型参数辨识的准确性取决于可量测的状态量个数。根据式(5)可知,本文模型增广后有9个状态量,其中, $\beta_1 \sim \beta_6$ 为待辨识状态量,通常情况下是不可量测的。 ψ 、 r 和 \dot{r} 为船舶运动状态量,若3个状态量均能量测,则参数辨识的精度和稳定性为最佳;若只能量测其中2个,辨识精度和稳定性次之;若只能量测其中1个,辨识精度和稳定性则更差。考虑到当前高性能船舶的运动状态传感器对 ψ 、 r 和 \dot{r} 的船舶运动状态基本均能量测到,因此采用3个船舶运动状态的数值仿真数据作为量测数据对模型参数进行辨识。

本文采用Mariner船模水池实验获得的船舶操纵性指数,相关参数如表1所示^[15]。通过四阶龙格库塔法解算式(1)开展20°/20°Z形试验数值仿真,将该仿真数据结果作为式(9)中的船舶运动量测量。将仿真时长为100s,仿真时间间隔为0.1s,仿真结果如图1所示。选择Z形试验数据而不是旋回试验数据对模型参数进行辨识,是因为Z形试验数据与旋回数据相比更容易获得较满意的辨识结果,旋回试验的瞬态过程持续时间相对较短,当转入定常旋回状态时,持续激励作用会变差。

表1 Mariner船模参数
Table 1 Mariner ship model particulars

参数	数值	参数	数值
T_1	7.875 7	δ_r	-0.036 993
T_2	0.369 4	α	247.117 5
T_3	0.378 7	T_E	1
K	0.861 3	h/d	8.57
L_{ship}	160.93	L_{model}	3.218 6

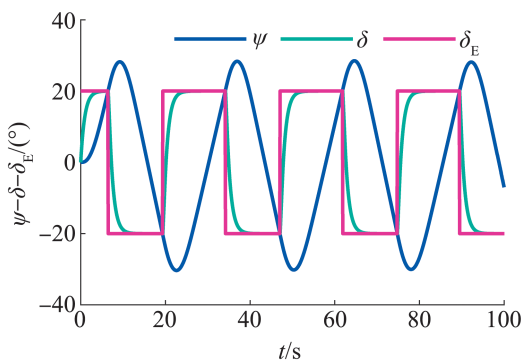
注： h/d 为水深吃水比。

图1 Mariner船模Z形试验仿真

Fig. 1 Mariner ship model 20°/20° zigzag test simulation

Mariner实船设计航速 U_{ship} 为15 kn，根据实船与模型船傅汝德数相等关系可计算出模型船设计航速 U_{model} ，用于后续辨识模型的泛化试验仿真验证。

$$\begin{cases} \frac{U_{\text{ship}}}{\sqrt{gL_{\text{ship}}}} = \frac{U_{\text{model}}}{\sqrt{gL_{\text{model}}}} \\ U_{\text{model}} = U_{\text{ship}} \sqrt{L_{\text{model}}/L_{\text{ship}}} \end{cases} \quad (31)$$

3.2 模型参数辨识

SRCKF算法在辨识前需要对状态量 \mathbf{x}_0 、状态方差 \mathbf{P}_0 、过程噪声方差 \mathbf{Q} 和量测噪声方差 \mathbf{R} 进行初始化设置。由于该算法为迭代滤波结构，因此在不同的初始值设置下，对模型参数进行辨识的收敛速度存在一定差异，但对辨识的最终结果影响不大。

通常情况下状态量初值 \mathbf{x}_0 一般选取与真实值在相同或相近数量级即可；状态方差 \mathbf{P}_0 一般在 $10^6 \sim 10^{12}$ 选取，在此区间随着数值的增大，在一定

程度上具有提高辨识收敛性的作用；过程状态方差 \mathbf{Q} 和量测方差 \mathbf{R} 则需根据具体所处的噪声环境进行试验选取，所选取的数值与建模的精准程度、噪声强弱等因素有关。本文的初始化参数设置如下：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_0 = [0.1, \dots, 0.1]^T \\ \mathbf{P}_0 = \text{diag}([10^{10}, \dots, 10^{10}]) \\ \mathbf{S}_0 = \sqrt{\mathbf{P}_0} \\ \mathbf{Q} = \text{diag}([0.01, 0.01, 0.01, 0, \dots, 0]) \\ \mathbf{R} = \text{diag}([0.8, 0.001, 0.5]) \end{cases} \quad (32)$$

通过Mariner船模的20°/20° Z形试验数值仿真数据、EKF算法和SRCKF算法及式(32)中初始化参数设置对式(3)中 β 参数进行辨识，SRCKF算法辨识流程如图2所示。EKF算法和SRCKF算法的 β 参数辨识过程如图3所示，通过图3中 β 参数的辨识过程经式(8)解算获得式(1)模型中各具体船舶操纵性指数，船舶操纵性指数解算过程如图4所示。

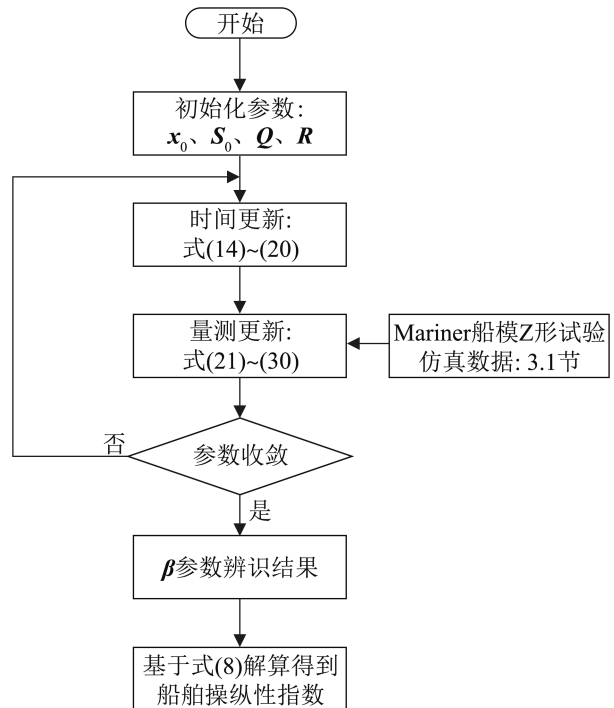


图2 SRCKF算法辨识流程图

Fig. 2 Flow chart of SRCKF algorithm for identification

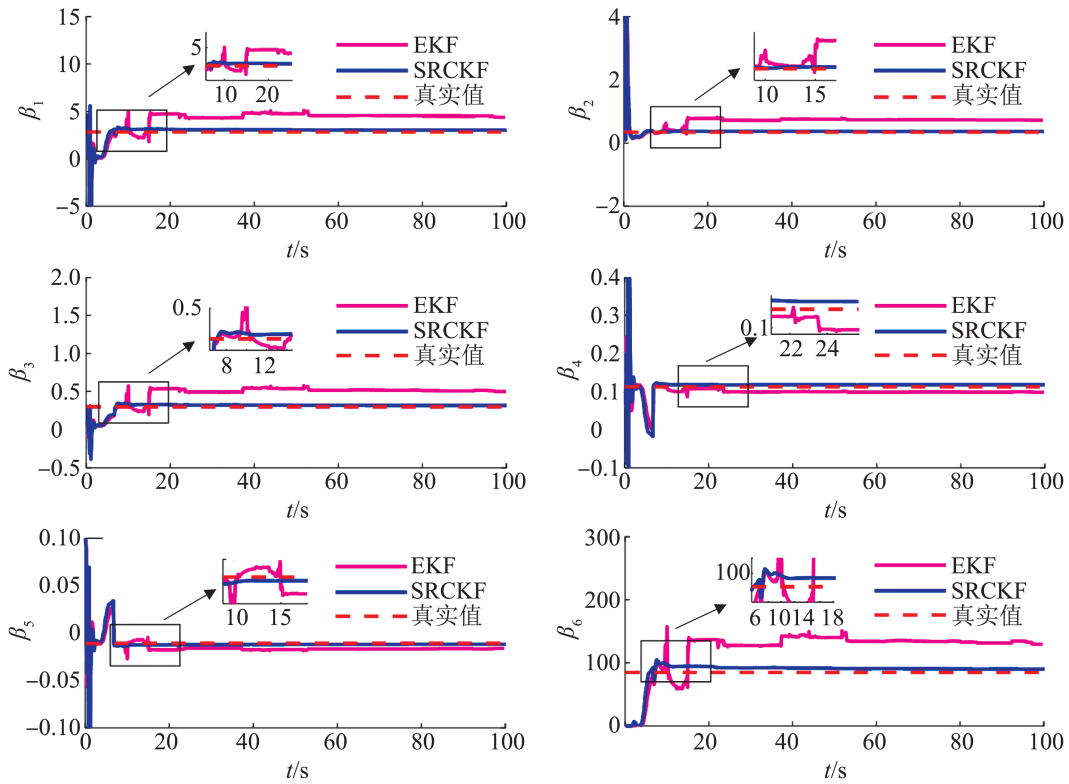


图3 船舶响应模型 β 参数辨识过程

Fig. 3 Identification process of ship response model β parameters

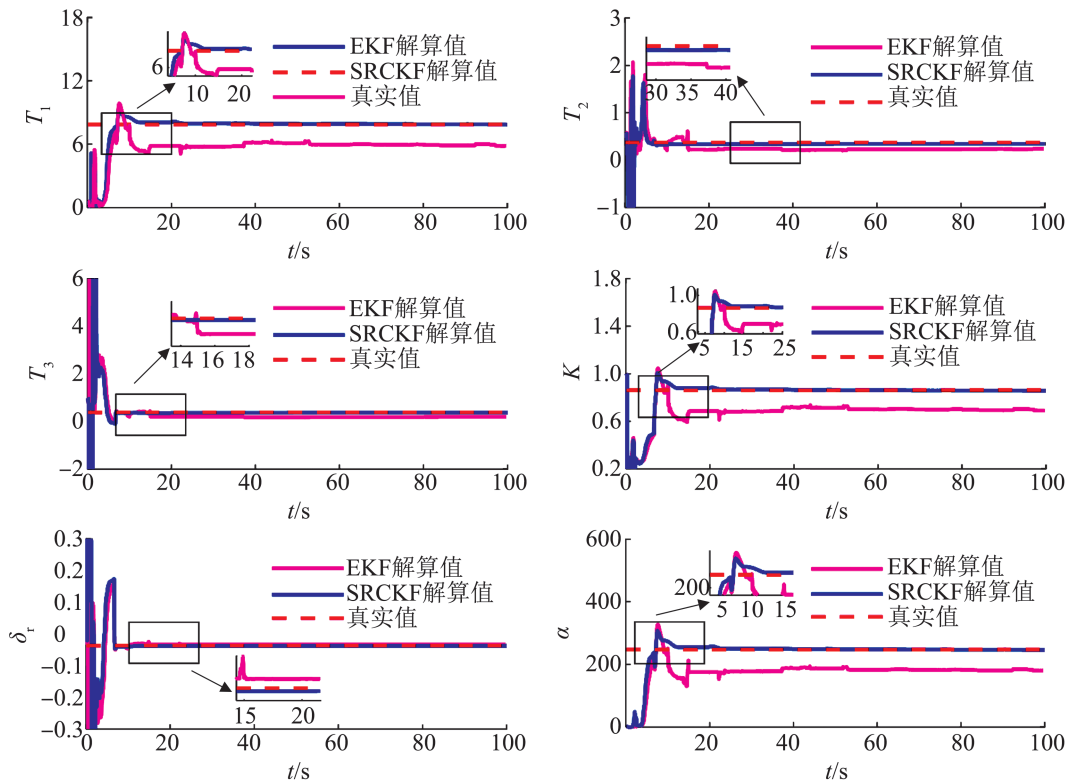


图4 船舶操纵性指数解算过程

Fig. 4 Solution process of ship maneuverability index

根据图3中 β 参数辨识过程和图4中船舶操纵性指数解算过程可知, SRCKF算法在10 s左右对模型中各参数的辨识基本收敛, EKF算法在15 s左右对模型中各参数的辨识具有收敛趋势。此外, 虽然EKF算法在15 s左右具有收敛趋势, 但最终对模型参数的辨识未能收敛, 在整个辨识过程中较易出现明显的波动现象。相反, SRCKF算法对模型参数的辨识能够收敛至真实值附近, 在整个辨识过程中没有出现明显的波动现象。因此, SRCKF算法具有比EKF算法更好的辨识收敛性。

本节选取100 s处辨识相对稳定时两算法的 β 参数辨识解算结果, 作为最终辨识得到的船舶操纵性指数。此外, 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2所示。根据表2可知, EKF算法辨识解算获得的各船舶操纵性指数误差在12.037%~48.165%, SRCKF算法辨识解算获得的各船舶操纵性指数误差在0.067%~6.876%。两种算法对的辨识误差结果验证SRCKF算法具有比EKF算法更高的参数辨识精度。将100 s处EKF算法和SRCKF算法辨识解算得到的具体船舶操纵性指数分别代入式(1)中, 得到EKF算法辨识模型和SRCKF算法辨识模型。

表2 船舶操纵性指数解算结果
Table 2 Solution results of maneuverability indices

参数	真实值	EKF		SRCKF	
		辨识值	误差/%	辨识值	误差/%
T_1	7.875 7	5.840 3	25.844	7.870 4	0.067
T_2	0.369 4	0.237 6	35.680	0.344 0	6.876
T_3	0.378 7	0.196 3	48.165	0.370 6	2.139
K	0.861 3	0.690 6	19.819	0.856 4	0.569
α	247.117 5	180.017 6	27.153	245.391 1	0.699
δ_r	-0.036 993	-0.032 540	12.037	-0.037 611	1.671

3.3 泛化能力验证

为验证辨识模型的泛化能力, 将EKF算法辨

识模型和SRCKF辨识模型分别开展10°/5°、10°/10°、20°/10°、20°/20° Z形试验和35°旋回试验, 同时与真值模型开展对应试验的首向角和位置轨迹进行对比分析。在本节中为了能清晰的反映出不同算法辨识模型的泛化能力, 将Z形泛化试验的仿真时长设置为100 s, 旋回泛化试验的仿真时长设置为50 s, 仿真时间间隔均为0.1 s。其中位置轨迹计算公式为

$$\begin{cases} \dot{x} = U_{\text{model}} \cos \psi \\ \dot{y} = U_{\text{model}} \sin \psi \end{cases} \quad (33)$$

10°/5°、10°/10°、20°/10°和20°/20° Z形试验首向角和位置轨迹对比如图5~12所示, 旋回试验的首向角和位置轨迹对比如图13~14所示。根据图5~12可以看出, 在25 s之前的泛化试验中, 两种算法的辨识模型仿真结果与真实值模型的仿真结果均表现出较高的一致性, 具有较好的预报精度。然而, 随着仿真时长的增加, EKF算法辨识模型开始展现出较大的误差积累, 导致其预报精度逐渐降低。相反, SRCKF算法辨识模型依旧能保持较好的预报精度。

通过计算与实际仿真结果的均方根误差(RMSE)和相关系数(CC)定量分析EKF算法辨识模型和SRCKF算法辨识模型的泛化能力。其中EKF算法和SRCKF算法辨识获得的模型开展的泛化试验RMSE和CC计算结果分别如表3~4所示, 根据表3~4分析可知, 通过EKF算法和SRCKF算法获得的辨识模型开展的5组泛化试验首向角RMSE分别在1.290 7°~3.959°和0.222 7°~0.950 3°; x 位置轨迹泛化试验的RMSE分别在0.076 8~0.273 9 m和0.009 0~0.035 8 m; y 位置轨迹泛化试验的RMSE在0.171 6~1.243 8 m和0.029 1~0.127 m。两算法获得的辨识模型开展5组泛化试验, 除 x 位置轨迹CC基本一致外, SRCKF算法的首向角和 y 位置轨迹的CC均大于EKF算法的CC。

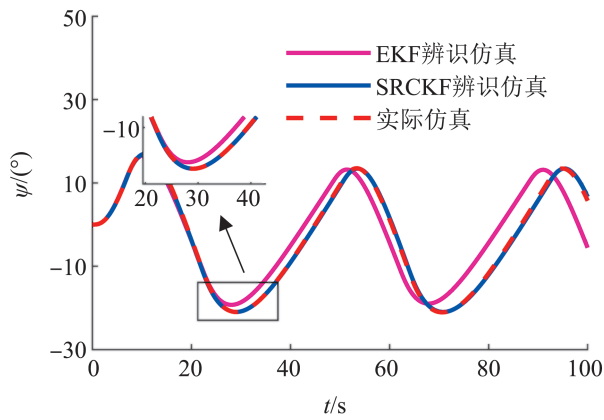


图5 10°/5°Z形试验首向角泛化验证结果
Fig. 5 Generalization validation result of yaw angle for 10°/5° zigzag test

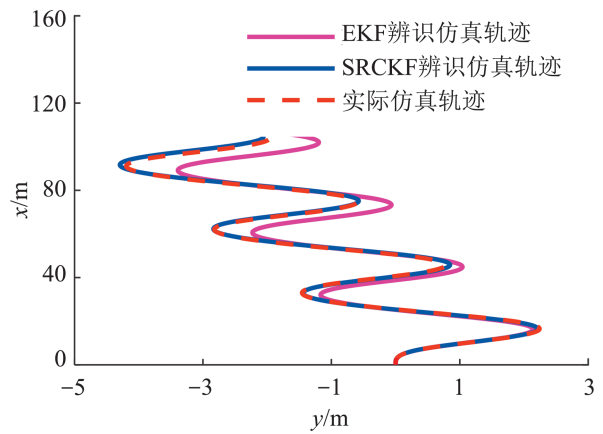


图8 10°/10° Z形试验位置轨迹泛化验证结果
Fig. 8 Generalization validation result of position trajectory for 10°/10° zigzag test

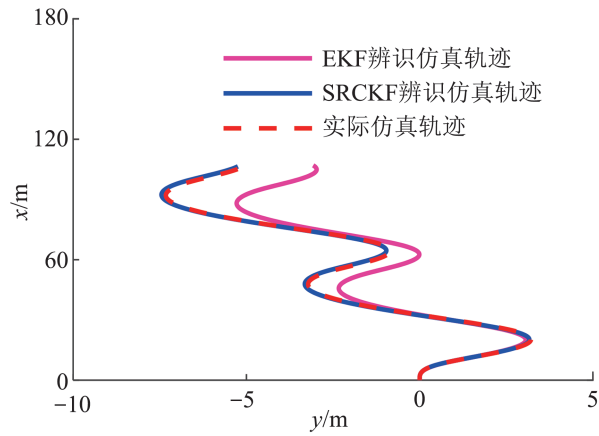


图6 10°/5° Z形试验位置轨迹泛化验证结果
Fig. 6 Generalization validation result of position trajectory for 10°/5° zigzag test

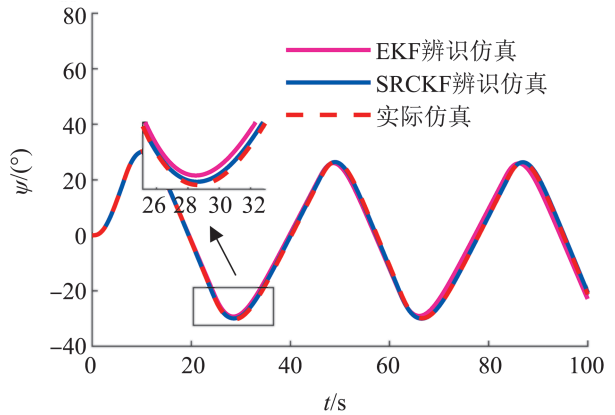


图9 20°/10° Z形试验首向角泛化验证结果
Fig. 9 Generalization validation result of yaw angle for 20°/10° zigzag test

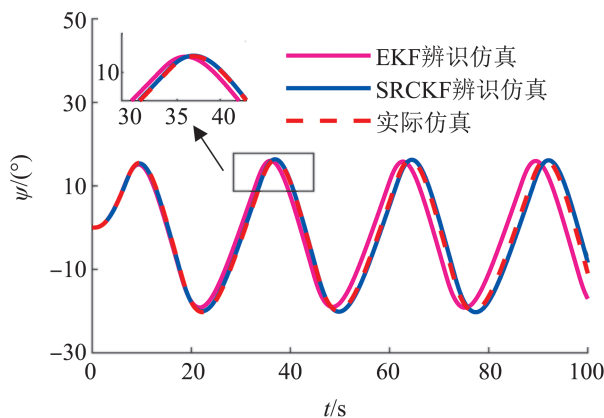


图7 10°/10° Z形试验首向角泛化验证结果
Fig. 7 Generalization validation result of yaw angle for 10°/10° zigzag test

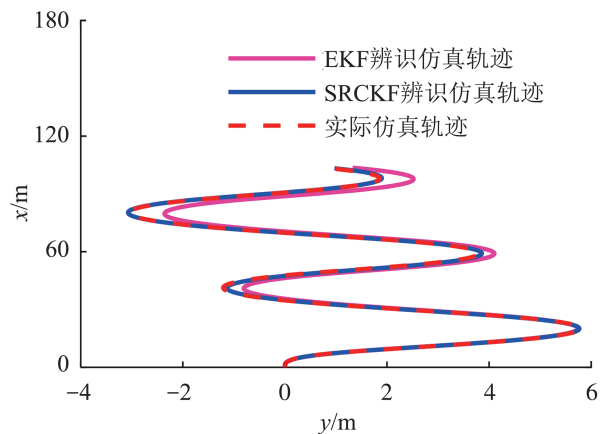


图10 20°/10° Z形试验位置轨迹泛化验证结果
Fig. 10 Generalization validation result of position trajectory for 20°/10° zigzag test

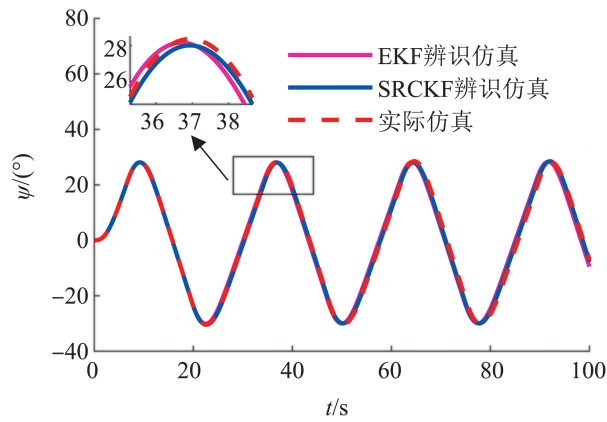


图 11 20°/20° Z 形试验首向角泛化验证结果

Fig. 11 Generalization validation result of yaw angle for 20°/20° zigzag test

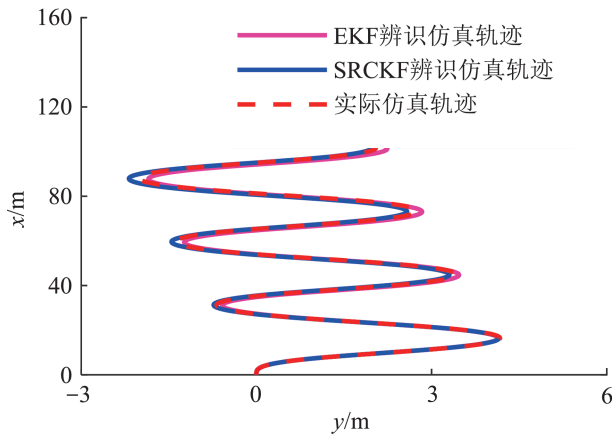


图 12 20°/20° Z 形试验位置轨迹泛化验证结果

Fig. 12 Generalization validation result of position trajectory for 20°/20° zigzag test

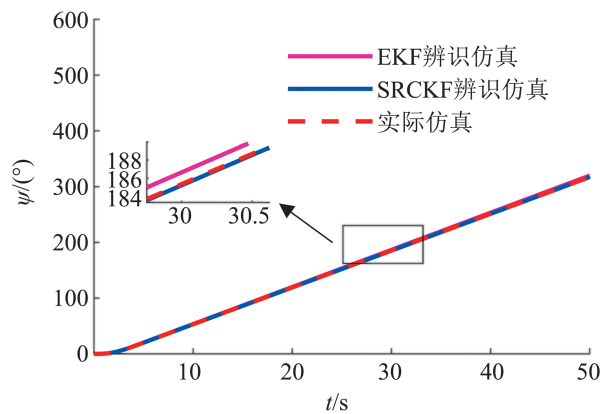


图 13 35° 旋回试验首向角泛化验证结果

Fig. 13 Generalization validation result of yaw angle for 35° turncircle test

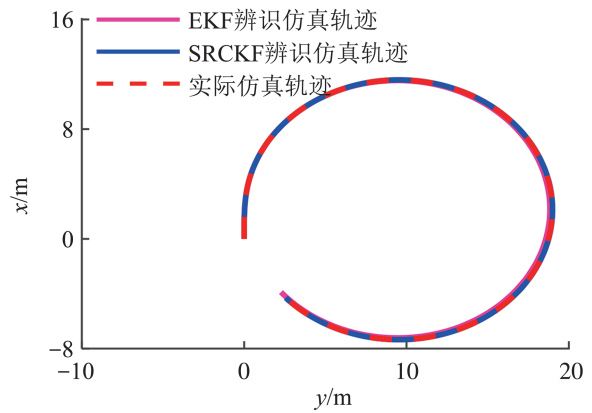


图 14 35° 旋回试验位置轨迹泛化验证结果

Fig. 14 Generalization validation result of position trajectory for 35° turncircle test

表 3 首向角、位置轨迹的 RMSE 和 CC 计算结果(EKF)

Table 3 RMSE and CC calculation results for yaw angle and position trajectory(EKF)

泛化试验	首向角/(°)		x 位置轨迹/m		y 位置轨迹/m	
	RMSE	CC	RMSE	CC	RMSE	CC
10°/5° Z 形试验	3.952 2	0.939 4	0.273 9	1.000 0	1.243 8	0.979 9
10°/10° Z 形试验	3.959 0	0.946 0	0.130 2	1.000 0	0.560 3	0.978 4
20°/10° Z 形试验	1.609 4	0.996 6	0.201 3	1.000 0	0.472 6	0.993 7
20°/20° Z 形试验	1.557 7	0.996 6	0.076 8	1.000 0	0.171 6	0.996 6
35° 旋回试验	1.290 7	1.000 0	0.133 9	0.999 8	0.214 5	0.999 7

表 4 首向角、位置轨迹的 RMSE 和 CC 计算结果(SRCKF)

Table 4 RMSE and CC calculation results for yaw angle and position trajectory(SRCKF)

泛化试验	首向角/(°)		x 位置轨迹/m		y 位置轨迹/m	
	RMSE	CC	RMSE	CC	RMSE	CC
10°/5° Z 形试验	0.310 9	0.999 7	0.009 0	1.000 0	0.098 9	0.999 9
10°/10° Z 形试验	0.950 3	0.997 0	0.015 5	1.000 0	0.090 1	0.998 8
20°/10° Z 形试验	0.323 5	0.999 9	0.027 9	1.000 0	0.049 0	0.999 8
20°/20° Z 形试验	0.747 3	0.999 2	0.035 8	1.000 0	0.127 0	0.998 7
35° 旋回试验	0.222 7	1.000 0	0.025 7	1.000 0	0.029 1	1.000 0

综上所述, 通过本节开展的相关泛化试验以及对船舶运动状态的定量分析, 可以验证 SRCKF 算法辨识模型具有比 EKF 算法辨识模型更好的泛化能力。

4 结论

本文提出的基于 SRCKF 船舶运动模型参数辨识算法解决了 EKF 算法在船舶运动模型参数辨识中存在的辨识精度低、稳定性差和辨识模型泛化能力弱的问题。将船舶二阶非线性响应模型作为辨识对象, 将符合船舶舵机伺服机构变化规律的舵角作为系统输入, 可切实反映出船舶的实际运动过程。对该模型进行增广和离散化处理后, 进行辨识和泛化能力试验验证, 验证了 SRCKF 算法具有比 EKF 算法更好的辨识精度、稳定性和泛化能力。

此外, 本文对 SRCKF 算法中的过程噪声方差 Q 和量测噪声 R 设置为定值, 未对两者进行深入研究。下一步将针对过程噪声方差 Q 和量测噪声方差 R 开展自适应更新研究, 以进一步提高模型参数的辨识精度和稳定性。

参考文献:

- [1] 张秀凤, 王晓雪, 孟耀, 等. 船舶运动建模与仿真研究进展及未来发展趋势[J]. 大连海事大学学报, 2021, 47(1): 1-8. Zhang Xiufeng, Wang Xiaoxue, Meng Yao, et al. Research Progress and Future Development Trend of Ship Motion Modeling and Simulation[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2021, 47(1): 1-8.
- [2] Fossen T I. Guidance and Control of Ocean Vehicles[M]. New York: Wiley, 1994.
- [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 Shixin. Research on Parameter Identification of Unmanned Surface Vehicle Maneuverability Based on RLS Method[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2020.
- [4] 方磊, 陈勇, 赵理, 等. 基于模糊控制的扩展卡尔曼滤波 SOC 估计研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(1): 325-331. Fang Lei, Chen Yong, Zhao Li, et al. SOC Estimation with Extended Kalman Filter Based on Fuzzy Control[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(1): 325-331.
- [5] 赵大明, 施朝健, 彭静. 应用扩展卡尔曼滤波算法的船舶运动模型参数辨识[J]. 上海海事大学学报, 2008, 29(3): 5-9. Zhao Daming, Shi Chaojian, Peng Jing. Parameter Identification to Motion Model of Ship by Extended Kalman Filter[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2008, 29(3): 5-9.
- [6] Lokukaluge P Perera, Oliveira P, C Guedes Soares. System Identification of Nonlinear Vessel Steering[J]. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, 2015, 137(3): 031302.
- [7] Guan Wei, Peng Haowen, Zhang Xianku, et al. Ship Steering Adaptive CGS Control Based on EKF Identification Method[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(2): 294.
- [8] Dong Zaopeng, Yang Xin, Zheng Mao, et al. Parameter Identification of Unmanned Marine Vehicle Manoeuvring Model Based on Extended Kalman Filter and Support Vector Machine[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(1): 1729881418825095.
- [9] Zheng Jian, Yan Ming, Li Yun, et al. An Online Identification Approach for a Nonlinear Ship Motion Model Based on a Receding Horizon[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2021, 43(13): 3000-3012.
- [10] Zeng Daohui, Xia Guihua, Cai Chengtao. Parameter Identification of Hydrodynamic Model of Ship Using EKF[C]//2021 China Automation Congress (CAC). Piscataway: IEEE, 2021: 1427-1432.
- [11] Wang Tongtong, Li Guoyuan, Wu Baiheng, et al. Parameter Identification of Ship Manoeuvring Model Under Disturbance Using Support Vector Machine Method[J]. Ships and Offshore Structures, 2021, 16(S1): 13-21.
- [12] Luo Weilin, C Guedes Soares, Zou Zaojian. 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.
- [13] Wang Ning, Meng Joo Er, Han Min. Large Tanker Motion Model Identification Using Generalized Ellipsoidal Basis Function-based Fuzzy Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(12): 2732-2743.
- [14] 任俊生. 船舶运动与控制[M]. 大连: 大连海事大学出版社, 2021.
- [15] Wang Sisi, Wang Lijun, Namkyun Im, et al. Real-time Parameter Identification of Ship Maneuvering Response Model Based on Nonlinear Gaussian Filter[J]. Ocean Engineering, 2022, 247: 110471.