

# 基于 AFSA 的高速无人艇操纵模型参数辨识

杨鑫, 邵兴

(中国船舶重工集团有限公司第七一〇研究所, 湖北 宜昌 443003)

**摘要** 为了对高速无人艇的操纵性能进行预报, 提升其操控性能, 准确地建立无人艇操纵运动模型十分关键。针对传统模型试验求解模型参数较为复杂的问题, 提出一种基于人工鱼群算法 (AFSA) 的高速无人艇操纵响应模型参数辨识方法。通过差分将操纵响应模型离散化处理, 变换构造相应的辨识模型, 然后基于 AFSA 对状态向量寻优求解, 辨识得到无人艇操纵响应模型参数。仿真实例表明: 基于 AFSA 所得到的响应模型具有良好的泛化能力, 以及该辨识方法的有效性, 能够更好地对高速无人艇进行操纵运动控制及预报。

**关键词** 无人艇; 操纵响应模型; 人工鱼群; 参数辨识; 泛化能力

中图分类号 U675.91 文献标识码 A 文章编号 2096-5753(2021)02-0117-06

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2021.02.007

## Parameter Identification of Maneuvering Response Model for High-speed USV Based on AFSA

YANG Xin, SHAO Xing

(No.710 R&D Institute, CSIC, Yichang 443003, China)

**Abstract** In order to predict the maneuverability of high-speed USV and improve its control performance, it is of great significance to accurately establish the maneuvering response model for USVs. Aiming at the problem that the model parameter solving in traditional model experiment is complex, an AFSA-based parameter identification method for the control response model of high-speed USVs is proposed. The control response model is discretized by difference, and then transformed into the corresponding identification model. Then based on AFSA, the state vector is optimized and solved, and the parameters of the USV response model are identified. The simulation results show that the identification model based on AFSA has good generalization ability, and this identification method is effective, which can better control and predict the maneuvering motion of high-speed USVs.

**Key words** USV; control response model; AFSA; parameter identification; generalization ability

## 0 引言

水面无人艇 (unmanned surface vessel, USV), 简称无人艇, 是一种无人化的水面智能任务平台, 具有体积小、性价比高、高速智能等优势, 广泛应用于海洋环境监测、水文地理勘察、海上巡逻与搜救、军事侦察、反潜作战等领域, 近年来备受各国

研究人员关注<sup>[1-3]</sup>。随着船用发动机、艇型优化设计、推进技术等提升, 无人艇的设计航速也越来越高, 相应的对其操纵性要求也越来越高<sup>[4-6]</sup>。通常为了对高速无人艇的操纵性进行准确的预报和评估, 先要建立比较精确的操纵运动数学模型<sup>[7-8]</sup>, 其中操纵响应模型结构相对简单, 应用方便广泛, 对其研究有重要意义。

无人艇操纵响应数学模型的建立,关键是如何确定数学模型中的各个参数。船舶操纵运动模型参数主要通过模型实验法、CFD 仿真计算以及参数辨识法获得<sup>[9]</sup>,而参数辨识法较为实用有效。它将操纵运动船舶视为一个动态系统,通过试验测得系统输入(舵角、螺旋桨转速等控制量)和系统输出(船速、艏向角等运动量),再运用模型辨识方法,对模型中的参数进行求解。

当前,在国内外有部分学者采用一些传统辨识方法对船舶运动模型进行了求解。赵大明等人应用扩展卡尔曼滤波算法对船舶运动模型参数辨识,在辨识实验中,采用固定区间卡尔曼平滑算法进行数据预处理,使结果收敛性有一定提升<sup>[9]</sup>。Sutulo S 等人基于经典的遗传算法,进行了操纵数学模型辨识<sup>[10]</sup>;上海交通大学的邹早建团队,应用支持向量回归机对船舶操纵运动响应模型进行了机理建模,同时进行改进,结合最小二乘法以及引入粒子群算法对惩罚因子  $C$  值进行寻优,从核函数结构中得到了模型中的操纵性指数<sup>[11-13]</sup>。

总结分析发现,现有方法在参数辨识过程中,存在计算量大不适合在线辨识或者计算量小但泛化能力较差的问题。人工鱼群算法(AFSA)具有高效、智能寻优的特性,所以本文基于 AFSA 与模型试验相结合的方法,对高速无人艇的操纵响应模型进行辨识求解,在得到比较精确模型参数的同时也提升了效率。

## 1 高速无人艇操纵响应数学模型

无人艇操纵响应模型是船舶运动控制领域中应用最广泛的数学模型。目前对船舶响应模型参数辨识的研究,多数是针对比较简单的一阶线性响应模型,对于需要频繁操舵以及大舵角操纵运动,非线性模型更精确。常用的一阶线性响应模型如下:

$$T\dot{r} + r = K\delta \quad (1)$$

式中:  $r$  表示艏向角速度;  $\delta$  为舵角;  $K$  为舵效系数,  $K$  越大意味着产生的转舵推力越大,回转性越好;  $T$  表示应舵性和航向稳定性。

考虑到高速无人艇的运动复杂特性,一阶线性模型无法有效地描述相应的特性,因而本文对精度

较高的一阶非线性响应模型中的各项参数进行辨识研究。高速无人艇的一阶非线性响应模型可描述如下:

$$T\dot{r} + r + \alpha r^3 = K\delta \quad (2)$$

式中:  $\alpha$  为非线性项系数,其它变量与式(1)相同。

## 2 响应模型参数辨识

### 2.1 人工鱼群算法基本原理

人工鱼群算法,主要是基于人工鱼个体的觅食、聚群和追尾 3 种行为进行寻优<sup>[14]</sup>。在 AFSA 中,每条鱼的位置被看作是待优化问题的一个可行解,每个解都有一个由适应度函数评估的适应度值。可以针对不同的待优化问题,合理地选择不同的适应度函数。

定义初始人工鱼有  $m$  条,每条人工鱼的位置状态为  $X$ ,食物浓度(适应度)函数定义为  $Y = f(X)$ ,将向量  $X_i$  代入适应度函数便能得出该位置相应的适应度值  $Y_i$ ,通过适应度值来评价人工鱼位置状态的好坏。

在每次迭代中,人工鱼会通过觅食、聚群和追尾等行为来更新自己的位置状态,具体的行为描述如下。

1) 觅食行为:地域每一个人工鱼,令其当前位置状态向量为  $X_i$ ,而向量  $X_j$  是人工鱼在其视野范围内任意选择另一个状态,如果新状态的食物浓度  $Y_j$  大于当前状态的食物浓度  $Y_i$ ,说明得到的状态优于当前状态,则向新选择状态靠近一步;如果  $Y_j$  小于  $Y_i$  则重新选取新状态进行比较,如果选择次数达到最大次数  $try\_number$  后,仍不满足移动条件,则随机移动一步。该过程如公式(3)所示:

$$\begin{cases} X_j = X_i + \text{rand}() \cdot \text{Step} \cdot \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|}, Y_i < Y_j \\ X_j = X_i + \text{rand}() \cdot \text{Step}, Y_i > Y_j, NC < try\_number \end{cases} \quad (3)$$

2) 聚群行为:将中心位置的食物浓度  $Y_c$  与当前位置的食物浓度  $Y_i$  相比较,人工鱼实时状态位置为  $X_i$ ,搜索当前视野范围内的同伴数量  $n_f$  及其中心位置  $X_c$ 。若伙伴中心位置的浓度较高并且不是很拥挤( $Y_c/n_f > \delta Y_i$ ),则代表在  $X_c$  处的适应度较

高, 向其中心方向前进一步, 鱼群向位置状态  $X_c$  聚集, 否则就继续执行觅食行为。

中心位置  $X_c$  的数学表达式为

$$X_c = \frac{\sum_{i=1}^{n_f} X_i}{n_f} \quad (4)$$

向  $X_c$  移动的过程可由公式表示为

$$X_j = X_i + \text{rand}() \cdot \text{Step} \cdot \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|}, Y_c / n_f > \delta Y_i \quad (5)$$

3) 追尾行为: 假设人工鱼实时状态为  $X_i$ , 搜索当前视野内 ( $d_{i,j} \leq \text{Visual}$ ) 的鱼群数量  $n_f$ , 同时在此范围内找出置  $Y$  为最大值的  $X_{\max}$ 。如果  $X_{\max}$  处的食物浓度比之前的高且拥挤度小, 则向  $X_{\max}$  处移动一步, 反之采取觅食行为。

人工鱼向  $X_{\max}$  移动过程可由表达式(6)描述如下:

$$X_j = X_i + \text{rand}() \cdot \text{Step} \cdot \frac{X_{\max} - X_i}{\|X_{\max} - X_i\|}, Y_{\max} / n_f > \delta Y_i \quad (6)$$

4) 公告牌: 记录人工鱼最优的状态。人工鱼获得新的状态后, 与公告牌中记录的状态比较, 若新获得的状态比公告牌中记录的状态更优秀, 则替换掉公告牌中的状态; 反之, 则不变。

人工鱼群算法 (AFSA) 流程如图 1 所示。

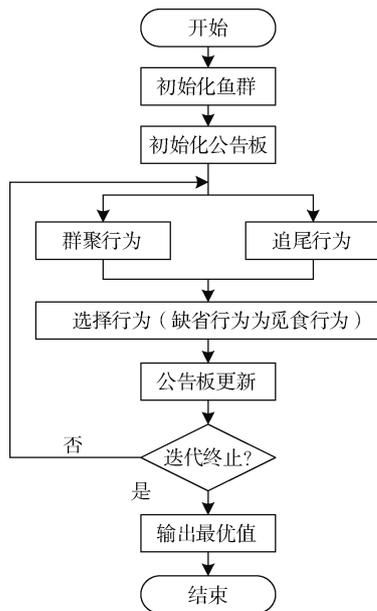


图 1 人工鱼群算法流程图  
Fig. 1 Flow chart of AFSA

上述递推过程中, 首先生成  $m$  条人工鱼个体作为初始鱼群, 在参数区间内为每个人工鱼随机初始化一个位置状态向量  $\mathbf{X}$ , 然后计算其追尾行为、聚群行为的适应度值  $Y$ , 采用行为选择策略, 选择最优的行为作为鱼的移动方向, 缺省行为是觅食行为。计算出每条鱼的食物浓度函数值  $Y$  (目标函数), 将最优值与公告板中的值进行比较, 以完成对公告板上最优的值的实时更新。直到迭代次数达到  $N$ , 最终公告板中的值就是最优值, 对应的状态向量  $\mathbf{X}$  即为最优解。

### 2.2 基于 AFSA 的构造辨识模型

对于无人艇操纵响应模型, 先将模型进行离散化处理, 并结合对应的优化方法构建相应的辨识模型, 然后进行参数辨识。

通过前向差分法, 将无人艇的一阶非线性响应模型进行离散化处理, 对艏向角速度进行差分可得:

$$r = \dot{\psi} = \frac{\psi_{t+1} - \psi_t}{h} = \frac{y_t}{h} \quad (7)$$

式中:  $y_t = \psi_{t+1} - \psi_t$ ;  $\psi$  为艏向角;  $h$  为数据采样周期。

同理, 对艏向角速度  $r$  的一阶导数  $\dot{r}$  前向差分, 可得:

$$\dot{r} = \ddot{\psi} = \frac{r_{t+1} - r_t}{h} = \frac{y_{t+1} - y_t}{h^2} \quad (8)$$

将上述式 (7) 和式 (8) 代入一阶非线性响应模型式 (2), 得:

$$y_{t+1} - y_t = \frac{h^2}{T} (K\delta_t - r - \alpha r^3) = -\frac{h}{T} y_t - \frac{\alpha}{Th} y_t^3 + \frac{K}{T} h^2 \delta_t \quad (9)$$

令:

$$\begin{cases} \mathbf{W}_t = y_{t+1} - y_t \\ \boldsymbol{\lambda} = \left[ \frac{1}{T} \quad \frac{\alpha}{T} \quad \frac{K}{T} \right]^T \\ \mathbf{H}_t = \left[ -hy_t \quad -y_t^3/h \quad h^2\delta_t \right] \end{cases} \quad (10)$$

从而可将表达式 (10) 表示为

$$\mathbf{W}_t = \mathbf{H}_t \boldsymbol{\lambda} \quad (11)$$

由此, 将高速无人艇的一阶非线性响应模型转化成离散型系统, 从而基于人工鱼群算法进行下一步求解。

基于 AFSA 能够对状态向量进行寻优的特性。将式 (11) 中  $\lambda$  的待辨识元素作为人工鱼的位置状态量  $\mathbf{X}$  :

$$\mathbf{X} = [x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T \quad (12)$$

其中:

$$x_i = \lambda(i), \quad i = 1, 2, 3, \quad (13)$$

为了辨识得到对应参数值, 此处确定适应度函数为

$$\begin{cases} S_i = \frac{\sum (W_i - H_i X_i)^2}{m} \\ Y_i = f(X_i) = -S_i \end{cases} \quad (14)$$

上述适应度函数即为计算样本的方差, 其优化目标即为使得样本方差  $S$  最小。由此将基于人工鱼群算法来求解目标函数  $Y$  的最大值, 即可得到方差  $S$  最小情况下的状态量  $\mathbf{X}$ 。

### 2.3 采集数据参数辨识

从文献[15]中选取 1 组一阶非线性响应模型参数, 如表 1 所示。

表 1 一阶非线性响应模型参数

Table 1 Parameters of first-order nonlinear response model

参数名	$T/s$	$K/s^{-1}$	$\alpha/(s^2/\text{rad}^2)$
参数值	28.381 0	0.347 8	565

采用工程上广泛应用的四阶龙格-库塔法 (Runge-Kutta) 进行无人艇操纵运动的仿真预报: 基于表 1 中的响应模型开展  $20^\circ$  的 Z 形实验仿真, 得到包括艏向角、舵角、角速度等数据的变化曲线如图 2 所示。

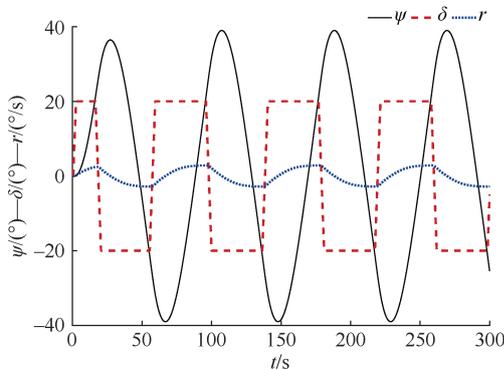


图 2  $20^\circ$  Z 形实验运动仿真结果

Fig. 2 Results of  $20^\circ$  Z test motion simulation

将图 2 中采集的仿真数据带入式 (11) 中的  $W_i$  和  $H_i$ , 即可基于 AFSA 对系统状态向量  $\mathbf{X}$  进行状态估计。其中, 人工鱼群数量  $m=100$ , 最大迭代次数  $N=50$ , 拥挤度因子  $\delta=0.618$ 。

最后, 得到适应度函数优化值随迭代次数变化情况, 如图 3 所示。

同时, 得到状态向量  $\mathbf{X}$  中  $x_1 \sim x_3$  的状态估计值, 其辨识结果如图 4-6 所示。

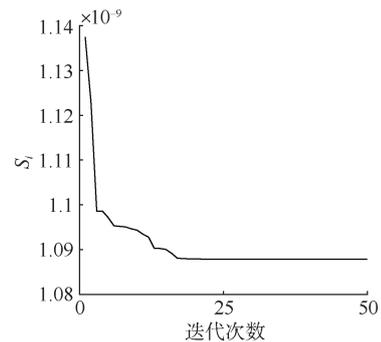


图 3 适应度函数优化结果

Fig. 3 Optimal result of fitness function

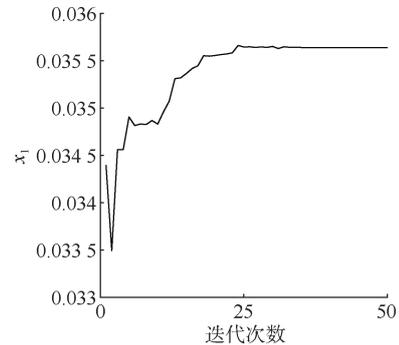


图 4  $x_1$  的辨识结果

Fig. 4 Identification result of  $x_1$

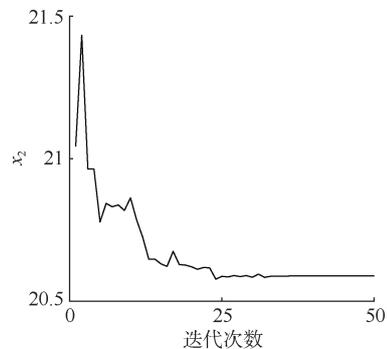


图 5  $x_2$  的辨识结果

Fig. 5 Identification result of  $x_2$

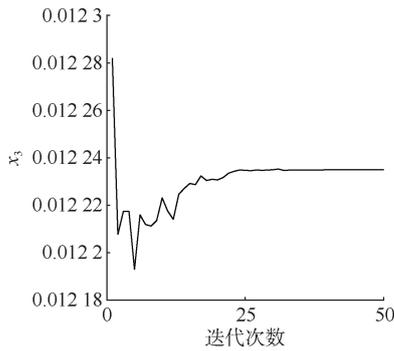


图 6  $x_3$  的辨识结果

Fig. 6 Identification result of  $x_3$

$x_1 \sim x_3$  的最终辨识结果如表 2 所示。

表 2  $x_1 \sim x_3$  辨识结果  
Table 2 Identification result of  $x_1 \sim x_3$

参数名	$x_1$	$x_2$	$x_3$
参数值	0.0356 3	20.589 83	0.012 23

由上述表 2 可得到式 (10) 中向量的各个元素辨识结果, 进一步解方程即可辨识得到无人艇操纵运动一阶非线性响应模型中的各个参数, 如表 3 所示。

表 3 一阶非线性响应模型参数  
Table 3 Parameters of first-order nonlinear response model

参数名	$T/s$	$K/s^{-1}$	$\alpha/(s^2/rad^2)$
原始值	28.381 0	0.347 8	565
辨识值	28.062 3	0.343 3	577.80
相对误差/%	-1.130 0	-1.293 8	2.619 5

由表 3 可以发现, 基于 AFSA 辨识得到的无人艇操纵运动一阶非线性响应模型的各个参数精确度相对较高。

### 3 辨识结果分析与验证

为验证模型参数辨识的最终效果, 对辨识所得的响应模型进行操纵运动实验仿真, 并将模型输出的舵向角变化曲线与原始模型进行对比。首先, 分别对原始模型和辨识模型进行  $20^\circ$  Z 形实验仿真, 其舵向角的变化曲线如图 7 所示。

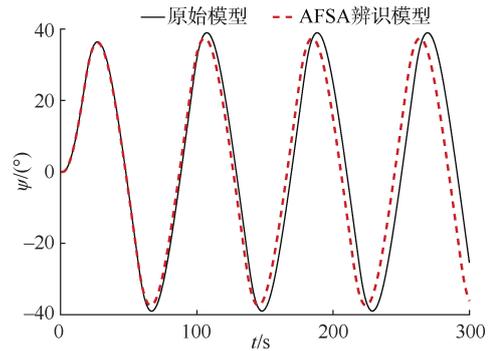


图 7  $20^\circ$  Z 形实验仿真对比

Fig. 7 Comparison of  $20^\circ$  Z test motion simulation

由图 7 可以看出, 辨识模型所对应的舵向角变化曲线在前 60 s 几乎与原始模型的舵向角变化曲线重合, 误差很小。随着时间的推移, 两条曲线的间距逐渐增大。这主要是由于辨识结果与原始模型参数不完全相同, 必然会引起误差。而随着时间的增加, 误差也不断累积, 最终导致二者的偏差逐渐扩大。

考虑到在无人艇的实际运动控制过程中, 舵角会实时根据需要进行改变, 从而就不会受到累计误差的影响, 这就说明基于人工鱼群算法的响应模型辨识结果能够较好地高速无人艇的运动控制服务。

为了验证辨识模型的泛化能力, 又针对表 3 的 2 个模型进行  $10^\circ$  Z 形实验仿真对比; 同时考虑到高速无人艇要求航速高、操纵灵活, 在实际工作中存在各种复杂的操纵运动, 舵角不能只服从这种标准 Z 形实验的变化规律; 本文采用正弦操舵运动进行仿真对比分析, 让舵角按正弦规律操纵:  $\delta_t = W * \sin(k * t)$ , 其中  $W$  表示正弦舵角最大值, 周期为  $(360/k)$  s。

图 8-9 分别为  $10^\circ$  Z 形实验以及  $20^\circ$  正弦操舵仿真对应的舵向角的变化曲线对比图。

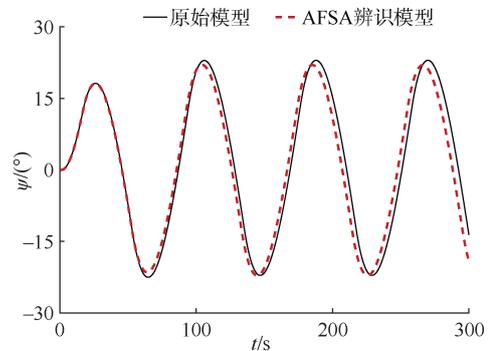


图 8  $10^\circ$  Z 形实验运动仿真

Fig. 8  $10^\circ$  Z test motion simulation

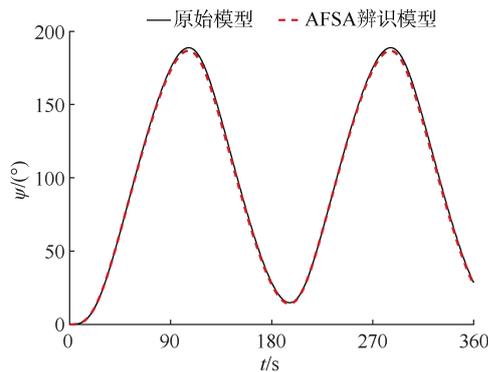


图9 20°正弦操舵运动仿真

Fig. 9 Simulation of 20° Sin steering motion

由图8-9可知,分别从舵角和运动类型两个维度进行改变,对辨识模型进行不同舵角以及不同类型的运动仿真,其艏向角的变化曲线与原始模型的误差较小,说明基于人工鱼群算法对高速无人艇的一阶非线性响应模型参数辨识结果具有良好的泛化能力,能够较好地适应不同舵角下的操纵运动,从而更好地实现高速无人艇的操纵运动。

#### 4 结束语

针对高速无人艇的运动控制特性,以及其对一阶非线性响应模型的需求,本文基于人工鱼群算法对高速无人艇操纵运动响应模型的参数进行辨识,并结合相应的操纵运动仿真实验,得到如下结论:

1) 基于AFSA能够实现对无人艇一阶非线性操纵响应模型参数的辨识,并且参数的辨识精确度较高。

2) 基于AFSA对高速无人艇操纵模型进行参数辨识过程中,运算量小、辨识结果收敛迅速,保证精度的同时具有高效性。

3) 基于人工鱼群算法辨识得到的响应模型具有较强的泛化能力,对不同舵角以及不同操舵形式下的操纵运动,都能够保证足够的准确性,从而更好地对高速无人艇进行操纵运动控制和预报。

#### 参考文献

[1] LARRAZABAL J M, PEÑAS M S. Intelligent rudder control of an unmanned surface vessel[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 55: 106-117.

- [2] SARDA E I, QU H, BERTASKA I R, et al. Station-keeping control of an unmanned surface vehicle exposed to current and wind disturbances[J]. Ocean Engineering, 2016, 127: 305-324.
- [3] 董早鹏, 万磊, 宋利飞, 等. 基于自适应专家S面算法的微型USV控制系统设计[J]. 中国造船, 2017, 58(2): 178-188.
- [4] 魏成柱, 李英辉, 王健, 等. 新型高速无人艇船型和水动力特性研究[J]. 中国造船, 2017(3): 102-113.
- [5] 王健, 刘旌扬, 魏成柱, 等. 新概念无人穿梭艇静水操纵性能[J]. 上海交通大学学报, 2017, 51(3): 288-293.
- [6] PANDEY J, HASEGAWA K. Study on turning manoeuvre of catamaran surface vessel with a combined experimental and simulation method[J]. IFAC-Papers Online, 2016, 49(23): 446-451.
- [7] GAVRILIN S, STEEN S. Validation of ship manoeuvring models using metamodels[J]. Applied Ocean Research, 2017, 66: 178-184.
- [8] BONCI M, VIVIANI M, BROGLIA R, et al. Method for estimating parameters of practical ship manoeuvring models based on the combination of RANSE computations and System Identification[J]. Applied Ocean Research, 2015, 52: 274-294.
- [9] 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.
- [10] SUTULO S, SOARES C G. An algorithm for offline identification of ship manoeuvring mathematical models from free-running tests[J]. Ocean Engineering, 2014, 79(4): 10-25.
- [11] 张心光, 邹早建, 王岩松. 基于支持向量回归机和粒子群算法的船舶操纵运动模型辨识[J]. 船舶力学, 2016, 20(11): 1427-1432.
- [12] 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.
- [13] 张心光, 邹早建. 支持向量回归机不敏感因子 $\epsilon$ 对运动建模的影响[J]. 中国造船, 2011, 52(3): 46-51.
- [14] 张文辉, 林子安, 刘彤. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 计算机仿真, 2016(12): 374-379.
- [15] 张心光, 邹早建, 王岩松. 基于支持向量回归机和粒子群算法的船舶操纵运动模型辨识[J]. 船舶力学, 2016, 20(11): 1427-1432.

(责任编辑: 曹晓霖)