

文章编号: 1007-7294(2025)12-1862-12

基于辨识所得非参数模型的船舶运动 控制参数整定研究

欧阳子路¹, 贺宏伟², 何 宇¹, 邹 璐^{1,3}, 邹早建^{1,3}

(1. 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240; 2. 根特大学, 比利时, 根特 9052; 3. 上海交通大学 海洋工程全国重点实验室, 上海 200240)

摘要: 采用辨识得到的非参数模型对船舶运动控制参数进行整定。本文利用采集获得的船舶运动数据, 应用局部高斯过程回归(Local Gaussian Process Regression, LGPR)方法对船舶运动进行非参数建模与预报。将控制参数的整定问题转化为优化问题, 设计可以提高控制性能的适应度函数, 并利用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对控制参数进行整定。仿真试验结果表明, 本文所提出的方法在路径跟随与避障控制中具有良好的控制精度与动态性能。

关键词: 船舶操纵; 非参数模型; 高斯过程回归; 运动控制; 避障控制

中图分类号: U661.33 文献标识码: A doi: 10.3969/j.issn.1007-7294.2025.12.004

Tuning of ship motion control parameters based on identified nonparametric model

OUYANG Zi-lu¹, HE Hong-wei², HE Yu¹, ZOU Lu^{1,3}, ZOU Zao-jian^{1,3}

(1. School of Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Ghent University, Ghent 9052, Belgium; 3. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The identified nonparametric model was used to tune the control parameters of the ship motion. Local Gaussian Process Regression (LGPR) method was utilized to model and predict the ship motion based on the collected ship motion data. The tuning of control parameters was converted to an optimization problem. The fitness function was designed to improve the control performances, and Genetic Algorithm (GA) was applied to tune the control parameters. The simulation results demonstrate that the proposed method has satisfactory control accuracy and dynamic performances in the path following and obstacle avoidance control.

Key words: ship maneuvering; nonparametric model; Gaussian Process Regression; motion control; obstacle avoidance

0 引 言

船舶运动控制方法按照是否依赖准确的船舶运动数学模型, 可以粗略地划分为两类: 无模型控制

收稿日期: 2025-07-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51979165; 52211530101); 中央高校基本科研业务费专项资金项目

作者简介: 欧阳子路(1996-), 男, 博士;

邹 璐(1983-), 女, 博士, 副教授, 博士生导师, 通讯作者, E-mail: luzou@sjtu.edu.cn;

邹早建(1956-), 男, 博士, 教授, 博士生导师。

(Model-free control) 和基于模型的控制 (Model-based control)。无模型控制方法中应用较为广泛的方法包括 PID 控制^[1]、滑模控制^[2] 和模糊控制^[3] 等。

相比无模型控制, 基于模型的控制方法需要准确的船舶操纵运动数学模型, 以优化控制指令序列或控制参数。目前基于模型的控制方法在船舶运动控制领域的工程应用较少, 最重要的原因之一是难以用较低成本的手段建立一个准确的船舶动力学模型。然而, 随着系统辨识技术的发展, 基于自由自航模试验或实船试验采集获得的船舶运动数据, 可以应用机器学习算法便捷地建立准确的船舶运动数学模型^[4]。

基于系统辨识的船舶操纵运动建模方法可以分为参数建模方法和非参数建模方法。参数建模方法需要有先验的船舶动力学模型结构, 非参数建模方法则仅依靠输入与输出数据, 建立它们之间的非线性映射关系。近年来, 基于人工智能技术的系统辨识方法在船舶操纵运动建模领域得到了广泛的关注与应用。在这些方法中, 高斯过程回归 (Gaussian Process Regression, GPR) 因其可解释性强、擅长处理小样本和含有噪声的数据集以及可对预报结果进行不确定度量化等优点, 已在船舶操纵运动的非参数建模和预报中表现出良好的性能^[5-7]。

目前, 将辨识得到的非参数模型与船舶运动控制相结合的研究还较少。本文采用局部高斯过程回归 (Local Gaussian Process Regression, LGPR) 方法对船舶运动进行非参数建模与预报; 进一步地, 将控制参数的整定问题转化为优化问题, 提出一种基于所辨识的非参数模型的运动控制参数整定方法。本研究可为船舶运动控制参数的整定提供新思路, 拓展系统辨识方法的应用范围。

1 基于局部高斯过程回归的船舶操纵运动非参数模型建模

1.1 船舶操纵运动数学模型

根据 Abkowitz 模型^[8] 的数学结构, 船舶在水平面进行操纵运动时, 三个方向的加速度分量可以表达为

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{f_1(u, v, r, \delta)}{m_{11}} \\ \dot{v} = \frac{m_{33}f_2(u, v, r, \delta) - m_{23}f_3(u, v, r, \delta)}{m_{22}m_{33} - m_{32}m_{23}} \\ \dot{r} = \frac{m_{22}f_3(u, v, r, \delta) - m_{32}f_2(u, v, r, \delta)}{m_{22}m_{33} - m_{32}m_{23}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: u 、 v 、 r 和 δ 分别为纵向速度、横向速度、转角角速度和舵角; $\dot{u}$ 、 $\dot{v}$ 和 $\dot{r}$ 分别为上述三个方向的加速度分量; m_{11} 、 m_{22} 、 m_{33} 、 m_{23} 、 m_{32} 为含船舶惯性水动力导数的总质量和总惯性矩等参数, 它们均为不随时间变化的常数; f_1 、 f_2 和 f_3 为与速度 (角速度) 分量和舵角相关的非线性函数。

由式 (1) 可知, $\dot{u}$ 、 $\dot{v}$ 和 $\dot{r}$ 可视为 u 、 v 、 r 和 δ 的非线性函数^[4,9], 即

$$\begin{cases} \dot{u} = h_1(u, v, r, \delta) \\ \dot{v} = h_2(u, v, r, \delta) \\ \dot{r} = h_3(u, v, r, \delta) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $h_i(u, v, r, \delta)$ 为非参数辨识方法需要辨识的非线性函数, 其中 $i=1, 2, 3$ 。因此在船舶三自由度操纵运动的非参数建模中, 系统辨识算法的输入为 $[u, v, r, \delta]$, 输出则分别为 $\dot{u}$ 、 $\dot{v}$ 和 $\dot{r}$ 。

1.2 局部高斯过程回归算法

根据 1.1 节所推导的输入输出结构, 本文采用 LGPR 方法对船舶操纵运动进行非参数建模与预报。

首先给出 GPR 算法的推导。高斯过程 (Gaussian Process, GP) 是随机变量的集合, 其中的任意有限维随机变量的分布都满足联合高斯分布, GP 由其期望与方差完全决定。假设 $f(\mathbf{x})$ 为一个 GP, 则

$$f(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(\mathbf{m}(\mathbf{x}), k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{m}(\mathbf{x})$ 为均值函数, $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 为协方差函数, 它们的数学表达式如下

$$\mathbf{m}(\mathbf{x}) = E[f(\mathbf{x})] \quad (4)$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = E[(f(\mathbf{x}) - m(\mathbf{x}))(f(\mathbf{x}') - m(\mathbf{x}'))] \quad (5)$$

对于待预测样本 $\mathbf{X}_*$, GPR 算法首先在训练集 $D = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^n$ 上建立先验函数(其中 x_i 为第 i 个样本的输入, 在本文中即为 $[u, v, r, \delta]$; y_i 为第 i 个样本的输出, 在本文中即为 $\dot{u}$ 、 $\dot{v}$ 和 $\dot{r}$), 然后将其转化为在 $\mathbf{X}_*$ 上的后验分布。在先验条件下, $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 组成的矩阵 $\mathbf{y}$ 与 $\mathbf{X}_*$ 处的函数值的联合分布满足

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ f(\mathbf{X}_*) \end{bmatrix} \sim N\left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n & \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}_*) \\ \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}) & \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*) \end{bmatrix}\right) \quad (6)$$

式中: σ_n^2 为观测值噪声的方差, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$, $\mathbf{I}_n$ 为 n 维的单位矩阵; $\mathbf{K}$ 为协方差矩阵, 矩阵中的元素为 $K_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 。

基于式(6), 可以解得联合高斯分布 $p(f(\mathbf{X}_*)|\mathbf{X}, \mathbf{y}, \mathbf{X}_*)$ 满足

$$m(f(\mathbf{X}_*)) = E[f(\mathbf{X}_*)|\mathbf{X}, \mathbf{y}, \mathbf{X}_*] = \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X})[\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n]^{-1} \mathbf{y} \quad (7)$$

$$\text{cov}(f(\mathbf{X}_*)) = \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*) - \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X})[\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n]^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}_*) \quad (8)$$

式中: cov 为协方差。

需要指出的是, 应用 GPR 算法训练非参数模型, 并不要求训练数据满足一个高斯分布。GPR 算法的基础是 GP, 而 GP 是一系列关于连续域的随机变量的联合, 而非针对每一个域上的随机变量都服从高斯分布, 即 GPR 只是假定这些随机变量的每个有限集合是一个多元(联合)高斯分布。

基于 GPR 方法辨识获得的非参数模型含超参数, 超参数的整定与优化过程即 GPR 算法训练模型的过程, 将这些待整定的超参数组成的向量记为 $\boldsymbol{\theta}$ 。本文采用基于极大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)的共轭梯度算法, 对非参数模型中的超参数进行优化。首先给出边际似然函数 $p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$, 其满足

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) = \int p(\mathbf{y}|\mathbf{f}, \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{f}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) d\mathbf{f} \quad (9)$$

式中: $p(\mathbf{y}|\mathbf{f}, \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$ 为似然函数, $p(\mathbf{f}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$ 为先验函数。为方便计算, 构造如下对数函数对式(9)进行转化

$$\log(p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})) = -\frac{1}{2} \mathbf{y}^T \left(\sum_{\boldsymbol{\theta}} \right)^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \log \det \left(\sum_{\boldsymbol{\theta}} \right) - \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (10)$$

此时问题转化为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \max \log(p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})) \quad (11)$$

梯度法在经典 GPR 方法参数整定中应用广泛的直接原因是, $\log(p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}))$ 对 $\boldsymbol{\theta}$ 中的每个元素 θ_j 的偏导数均具有解析解, 即

$$\begin{cases} \lambda = \left(\sum_{\boldsymbol{\theta}} \right)^{-1} \mathbf{y} \\ \frac{\partial}{\partial \theta_j} \log(p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \left[\lambda \lambda^T - \left(\sum_{\boldsymbol{\theta}} \right)^{-1} \right] \frac{\partial \left(\sum_{\boldsymbol{\theta}} \right)}{\partial \theta_j} \right\} \end{cases} \quad (12)$$

为了提高经典 GPR 方法在预报阶段的计算效率, 本文将聚类分析方法引入 GPR, 建立一种 LGPR 方法。对于输入矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$, $\mathbf{X}$ 中的 n 个样本可以根据相似度由聚类分析方法自动划分为 k 个聚类, 即

$$\mathbf{X} \rightarrow [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_s, \dots, \mathbf{X}_k]^T \quad (13)$$

$$\text{size}(\mathbf{X}_1) + \text{size}(\mathbf{X}_2) + \dots + \text{size}(\mathbf{X}_s) + \dots + \text{size}(\mathbf{X}_k) = n$$

式中: $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_s, \dots, \mathbf{X}_k$ 为从 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ 中划分的 k 个聚类。

根据 Rasmussen 等的数学推导^[10], $\mathbf{X}_*$ 的预报结果主要由训练数据集中与 $\mathbf{X}_*$ 相似度高的样本决定。因此, 为了提高基于 GPR 方法建立的非参数模型预报效率, 在 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ 的聚类分析完成后, 待预测样本 $\mathbf{X}_*$ 的预报结果可以在聚类 $\mathbf{X}_s = [\mathbf{x}_{s1}, \mathbf{x}_{s2}, \dots, \mathbf{x}_{sm}]^T$ ($m < n$) 上进行计算($\mathbf{X}_s$ 为所有聚类中, 聚类中心距离 $\mathbf{X}_*$ 最近的聚类), 而不必在整个数据集 $\mathbf{X}$ 上进行计算。这样不仅可以加速预报, 还能保证一定的预报精度。此时, $f(\mathbf{X}_*)$ 的均值和协方差计算式为

$$m(f(\mathbf{x}_*)) = E[f(\mathbf{X}_*)|\mathbf{X}_s, \mathbf{y}_s, \mathbf{X}_*] = \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_s)[\mathbf{K}(\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_s) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_m]^{-1} \mathbf{y}_s \quad (14)$$

$$\text{cov}(f(\mathbf{X}_*)) = \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_*) - \mathbf{K}(\mathbf{X}_*, \mathbf{X}_s)[\mathbf{K}(\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_s) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_m]^{-1} \mathbf{K}(\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_*) \quad (15)$$

式中: $\mathbf{y}_s = [y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sm}]^T$ 为 $\mathbf{X}_s$ 对应的观测值向量 ($m < n$)。

综合 1.1 与 1.2 节, 基于 GPR 方法建立的非参数模型的建模与预报流程如图 1 所示。

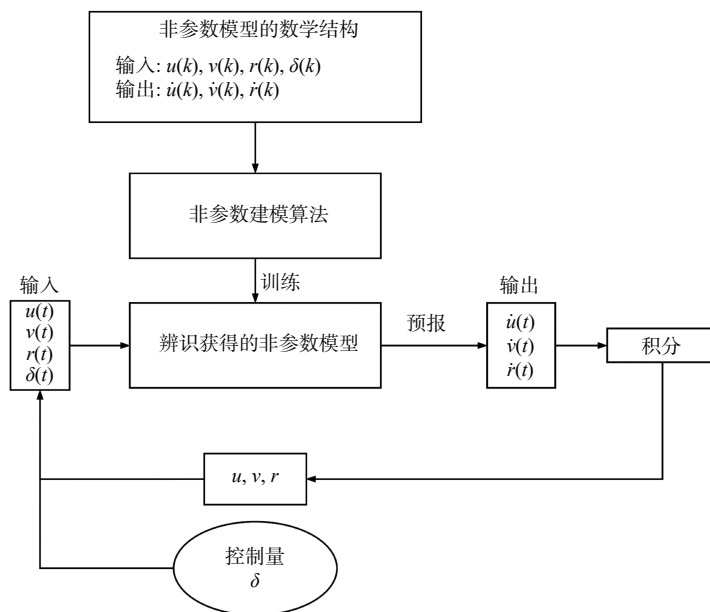


图 1 基于 LGPR 方法建立的非参数模型的建模与预报流程

Fig.1 Workflow of the modeling and prediction of the nonparametric model established by LGPR

2 控制律与控制参数整定方法

2.1 控制律

本文采用如图 2 所示的间接控制策略实现船舶运动控制。运动控制由三个闭环组成, 其中外环为航迹控制环, 中环为艏向控制环, 内环为舵角控制环。间接控制策略的核心思想是将船舶位置的控制任务(如路径跟随与避障)转换为一定时间序列上的艏向控制任务, 从而可以方便地解算出舵角指令。

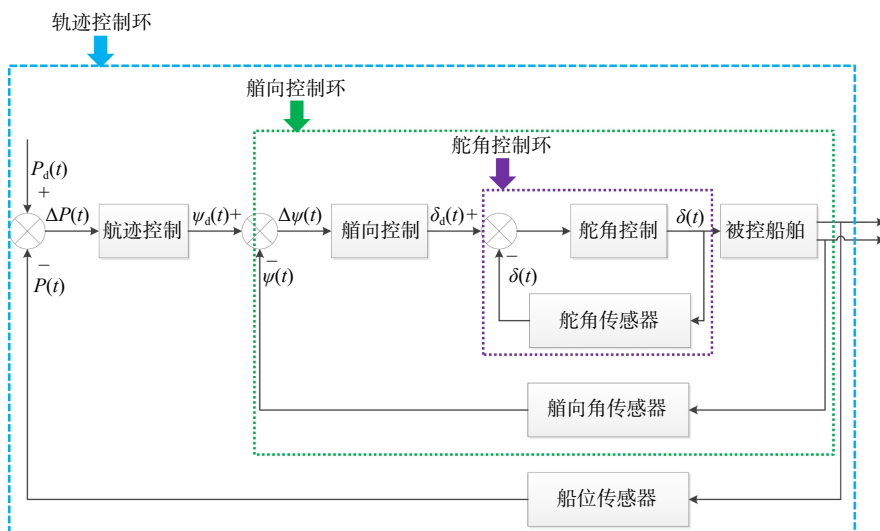


图 2 间接控制策略

Fig.2 Indirect control strategy

船舶艏向控制环中所采用的控制器为 PID 控制器。作为一种经典的线性控制器, PID 被广泛应用在各种控制场景与任务中, 并表现出了良好的控制效果。对于艏向控制任务, 可根据下式获得舵角控制量为

$$\delta = k_p \Delta\psi(t) + k_i \int_0^t \Delta\psi(\tau) d\tau + k_d \frac{d\Delta\psi(t)}{dt} \quad (16)$$

式中: $\Delta\psi(t)$ 为船舶当前的艏向角 $\psi(t)$ 和期望的艏向角 $\psi_d(t)$ 之间的偏差, k_p 、 k_i 和 k_d 分别为比例参数、积分参数和微分参数。船舶动力学具有很强的非线性, 这使得仅依赖控制误差反馈或者根据专家经验对控制参数进行整定十分困难。基于模型的方法则可以充分考虑船舶动力学系统的特性, 是一种实用且可靠的整定和优化控制参数的方法。

本文在航迹控制环中, 路径跟随的制导律为经典的视线法 (Line-of-Sight, LOS)。对于直线路径跟随控制, LOS 制导律的几何示意图如图 3 所示。

在图 3 中, $\vec{V}$ 为船舶的合速度矢量, ψ_0 为船舶当前的航向角 ($\psi_0 = \psi - \beta$, β 为船舶的漂角), $P(t)(x_t, y_t)$ 为船舶当前的位置, $P_k(x_k, y_k)$ 和 $P_{k+1}(x_{k+1}, y_{k+1})$ 为目标航路点, $s_s(t)$ 和 $e_s(t)$ 分别为路径沿航路段 $\overline{P_k P_{k+1}}$ 的误差和垂直于 $\overline{P_k P_{k+1}}$ 的误差。LOS 向量以 $P(t)$ 为起点, 与 $\overline{P_k P_{k+1}}$ 相交于 P_{los} , 该点也可以看作是由 $P(t)$ 在 $\overline{P_k P_{k+1}}$ 上的投影点向前延伸 Δ_s 而获得, R 为 LOS 向量的范数。

为了控制船舶的位置收敛至航路段 $\overline{P_k P_{k+1}}$, 即 $e_s(t) \rightarrow 0$, 直线路径跟随的期望航向角 χ_{los} 的计算式如下

$$\chi_{\text{los}} = \chi_p + \chi_r(e_s) = \arctan\left(\frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k}\right) + \arcsin\left(\frac{-e_s(t)}{R}\right) \quad (17)$$

上式给出的制导律稳定性在文献[11]中已进行证明。

当被控船舶接近 $P_{k+1}(x_{k+1}, y_{k+1})$ 时, 即被控船舶的位置满足下式条件时, 被控船舶需要对下一个直线航路段 $\overline{P_{k+1} P_{k+2}}$ 进行跟随。

$$(x_{k+1} - x_t)^2 + (y_{k+1} - y_t)^2 \leq r_L^2 \quad (18)$$

式中: r_L 为临界距离。

对于曲线路径跟随控制, 采用 Serret-Frenet ({SF}) 坐标系下的 LOS 制导律, 其几何示意图如图 4 所示。

图 4 中, $x_{\{\text{SF}\}}$ 和 $y_{\{\text{SF}\}}$ 分别为 {SF} 坐标系的 x 轴和 y 轴。 s_c 和 e_c 分别为 {SF} 坐标系下路径跟随的纵向误差和横向误差, χ_{SF} 为 $\vec{V}$ 和 $x_{\{\text{SF}\}}$ 之间的夹角。曲线路径跟随的期望航向角 γ_{los} 的计算式为

$$\gamma_{\text{los}}\{\text{SF}\} = \arctan\left(\frac{-e_c}{\Delta_c}\right) \quad (19)$$

式中: Δ_c 为大于 0 的常数。同时, 设置虚拟目标的速度控制律为

$$\dot{s}_a = \left| \vec{V} \right| \cos(\chi_{\text{SF}}) + K_1 s_c \quad (20)$$

式中: K_1 为大于 0 的参数。

式 (19) 和 (20) 给出的制导律稳定性在文献[11]中已进行证明。

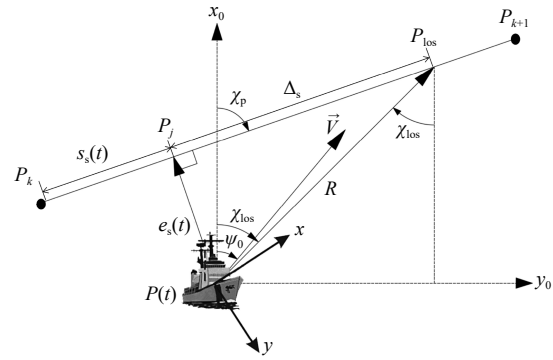


图 3 直线路径跟随的 LOS 制导律几何示意图

Fig.3 Geometric diagram of LOS guidance law for straight-line path following

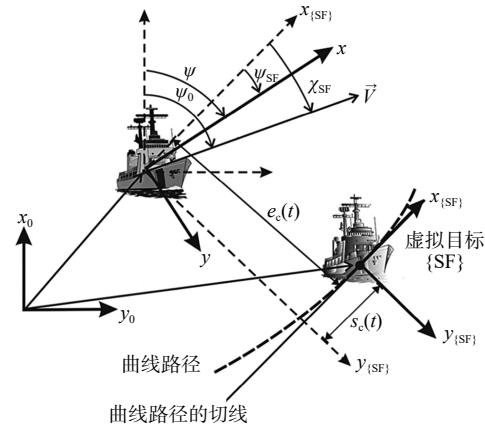


图 4 曲线路径跟随 LOS 制导律几何示意图

Fig.4 Geometric diagram of LOS guidance law for curved path following

对于避障控制,考虑如图 5 所示的中心坐标为 $P_o(x_o, y_o)$ 且半径为 R_o 的圆形障碍物区域。首先,计算当前船舶位置 $P(t)$ 与 P_o 之间的距离 $\overline{P(t)P_o}$, 如果 $\overline{P(t)P_o}$ 大于安全距离 R_s , 如图 5(a) 所示, 则被控船舶可以认为是安全的, 不需要采取避障措施, 在这种情形下, 船舶的期望航向角等于在路径跟随制导律中解算出的期望航向角; 如果 $\overline{P(t)P_o}$ 小于安全距离 R_s , 如图 5(b) 所示, 则认为被控船舶开始逼近障碍物, 在这种情况下, 需要根据船舶当前的航向角 ψ_0 进一步判定是否需要改变艏向角, 这可以分为如下两种情况。

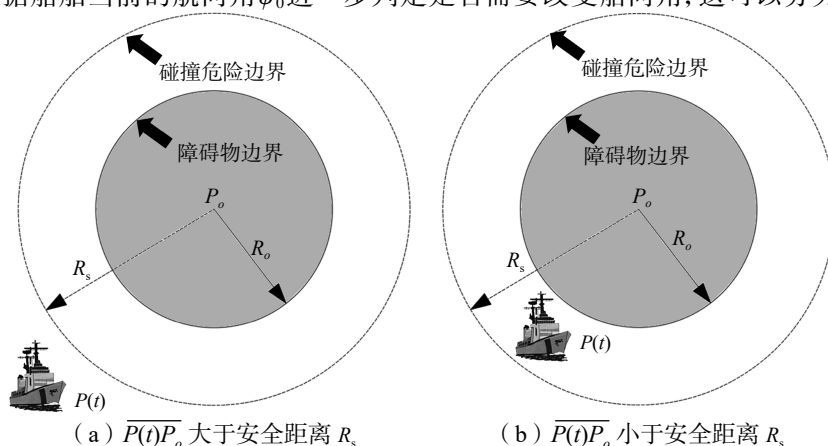
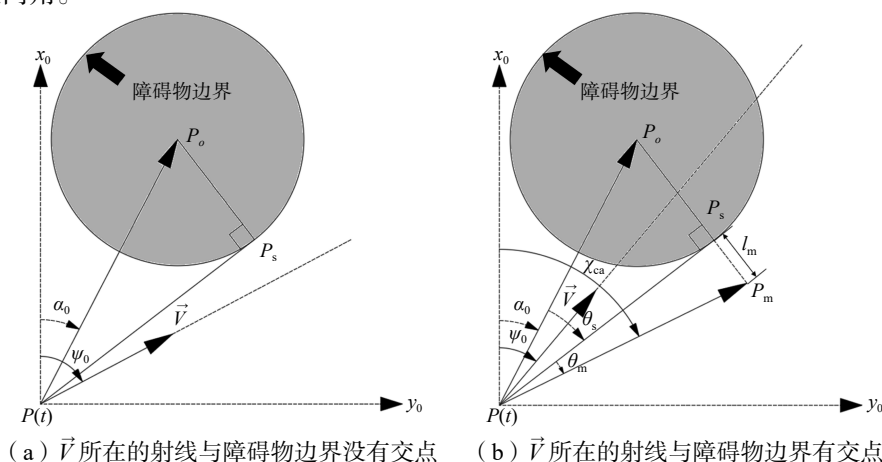


图 5 船舶避障的态势

Fig.5 Situation of obstacle avoidance

第一种情况, 如果合速度 $\vec{V}$ 所在的射线与障碍物边界没有交点, 如图 6(a) 所示, 则可以认为被控船舶在朝着远离障碍物边界的方向航行, 在这种情形下, 船舶的期望航向角仍等于在路径跟随制导律中解算出的期望航向角。

图 6 $\vec{V}$ 所在的射线与障碍物边界的几何位置关系Fig.6 Geometric diagram of position relationship between $\vec{V}$ and obstacle boundary

第二种情况, 如果合速度 $\vec{V}$ 所在的射线与障碍物边界有交点, 如图 6(b) 所示, 此时认为被控船舶有着较大的碰撞风险, 需要改变其航向角, 以使其朝着远离障碍物的方向航行。在这种情形下, 避障的期望航向角 χ_{ca} 的计算式为

$$\chi_{ca} = \theta_s + \theta_m + \alpha_o = \arcsin \frac{R_o}{\overline{P(t)P_o}} + \arctan \frac{l_m}{\overline{P(t)P_s}} + \alpha_o \quad (21)$$

式中: θ_s 为 $\overrightarrow{P(t)P_o}$ 与 $\overrightarrow{P(t)P_s}$ 之间的夹角 (P_s 为过船舶当前的位置 $P(t)$ 向障碍物边界作切线, 位于船舶右舷一侧的切点), l_m 为延伸距离, θ_m 为 $\overrightarrow{P(t)P_s}$ 与 $\overrightarrow{P(t)P_m}$ 之间的夹角, α_o 为 $\overrightarrow{P(t)P_o}$ 与 x_0 轴之间的夹角。船舶的航向角在避障制导律的作用下, 朝着远离障碍物的方向变化。

2.2 基于船舶运动非参数辨识模型的控制参数整定方法

根据第 1 章中的相关内容, 基于 LGPR 方法可以对船舶运动非参数模型进行辨识。在此基础上,

引入全局优化算法对式(16)中的 PID 控制参数进行整定和优化。

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)具有扩展性强、结构灵活和不容易陷入局部最优的特点^[12],因此本文使用 GA,基于辨识模型对控制参数进行整定和优化。基于所辨识的船舶运动非参数模型的控制参数整定方法的核心思想是:首先在 GA 中,使种群中每个个体的染色体上包含控制参数解的信息;然后,根据“适者生存,优胜劣汰”的思想,基于待评估的控制参数及辨识得到的非参数模型,进行船舶运动控制试验的仿真模拟,计算种群中每个个体(即控制参数的解)的适应度函数值。

本文将控制参数的整定问题转化为优化问题,因此在 GA 中需要设计合适的适应度函数以评价控制参数作用下系统的性能。用于整定控制参数的 GA 中,适应度函数 F 设计为

$$F = \frac{1}{\int_0^T (\omega_1 |\psi(t) - \psi_d(t)| + \omega_2 \delta^2(t)) dt} \quad (22)$$

式中: T 为对船舶运动控制试验进行仿真模拟的持续时间, ω_1 和 ω_2 为权值。 $\omega_1 |\psi(t) - \psi_d(t)|$ 这一项为绝对误差积分指标,表征的是控制误差,可以引导种群中的个体向着控制精度提升的方向进化; $\omega_2 \delta^2(t)$ 这一项表征的是操舵强度,可以引导种群中的个体向着降低操舵强度的方向进化。

在避障控制中,为了避免被控船舶与障碍物发生碰撞,引入式(23)所示的惩罚函数,引导 GA 中的个体向着避免与障碍物发生碰撞的方向进化。

$$\begin{cases} \text{if } \overline{P(t)P_o} < R_o, \text{ then } \begin{cases} F_h^* = \frac{1}{\int_0^T (\omega_1 |\psi(t) - \psi_d(t)| + \omega_2 \delta^2(t) + M_{ca}) dt} \\ M_{ca} = K_2 \end{cases} \\ \text{else } (F_h^* = F) \end{cases} \quad (23)$$

式中: M_{ca} 为碰撞惩罚项, K_2 为一个极大的正数。显然,在控制的动态过程中,发生与障碍物相碰撞的个体,适应度值将极小,有着极高的几率被淘汰。

当种群中每个个体的控制试验的仿真模拟完成后,进行选择操作。适应度函数值较高的个体有更高的几率被保存至下一代迭代。交叉操作与变异操作用于产生新的个体,以增加种群的多样性。当 GA 进化结束时,选择具有最高适应度函数值的解作为控制参数的最终解。

本文所提出的基于辨识所得的船舶运动非参数模型的控制参数整定方法的工作框图如图 7 所示。从图中可知,不同于传统 PID 控制器在整定控制参数时所采用的试凑法,本文所设计的控制器是基于辨识所得的非参数动力学模型对控制参数进行整定与优化,这样可以考虑船舶动力学特性,提高控制器处理非线性系统的能力。

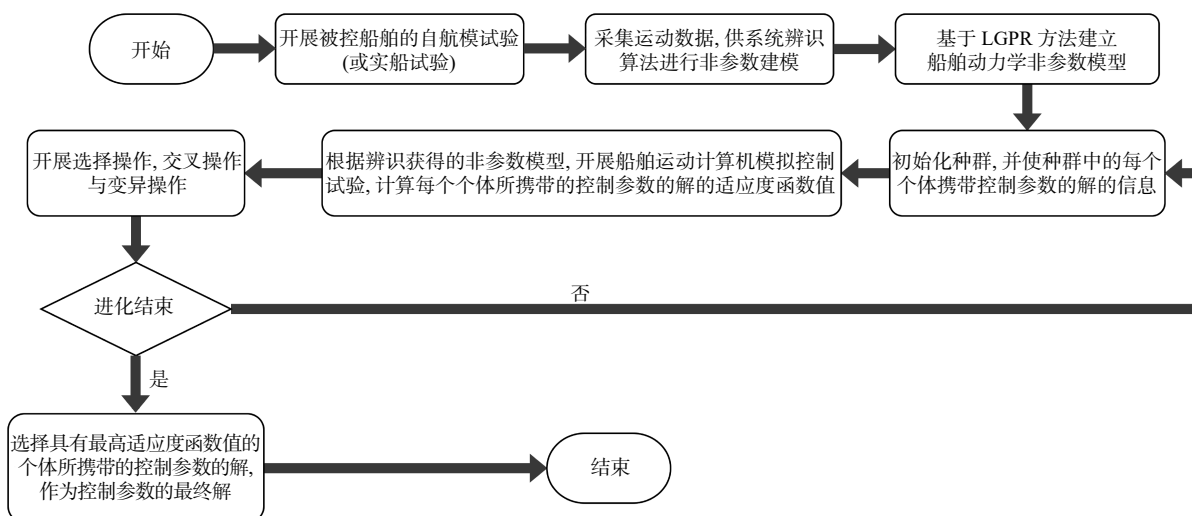


图 7 基于所辨识的非参数动力学模型的控制参数整定方法流程图

Fig.7 Workflow of the tuning of control parameters of the nonparametric model established by identification

3 算例与分析

3.1 研究对象

本文的研究对象为 Mariner 船, 该船的主要参数见表 1。

利用 Chislett 和 Strom-Tejsen^[13] 通过试验测定的 Mariner 船的水动力导数, 建立该船的 Abkowitz 模型并开展操纵运动仿真试验, 获得运动状态与舵角的时历数据, 用以构造数据集。在本文中, 通过标准操纵性试验数值模拟得到训练数据集, 包括 10°/10° Z 形试验和 20°/20° Z 形试验, 各获得 400 个样本, 共计 800 个样本。数据集中样本的采样周期为 0.5 s。

基于本文第 1 章中所给出的 LGPR 算法, 辨识得到 Mariner 船操纵运动的非参数模型。采用平方指数协方差函数, 同时用 k-means 算法进行聚类分析。采用 Calinski-Harabasz 指数法^[14] 确定数据集的聚类数为 3, 各聚类所包含的样本量见表 2。

表 1 Mariner 船主要参数

Tab.1 Main parameters of a Mariner class vessel

参数	垂线间长 L_{pp}/m	型宽 B/m	吃水 d/m	排水 量 Δ/t	设计航 速 u_0/kn
数值	160.93	23.17	8.23	19 004.525	15

表 2 各聚类包含的样本量

Tab.2 Sample quantity for each cluster

聚类	聚类A	聚类B	聚类C	总数
样本量	289	365	146	800

为了测试基于 LGPR 方法的非参数建模与预报性能, 开展训练集中没有涉及的 20°/10° Z 形操纵运动的预报, 结果如图 8 所示。从图中可以看出, 所建立的非参数模型的预报结果与标准值吻合良好, 表明非参数模型具有较高的预报精度, 可以被用来进行运动控制参数的整定。

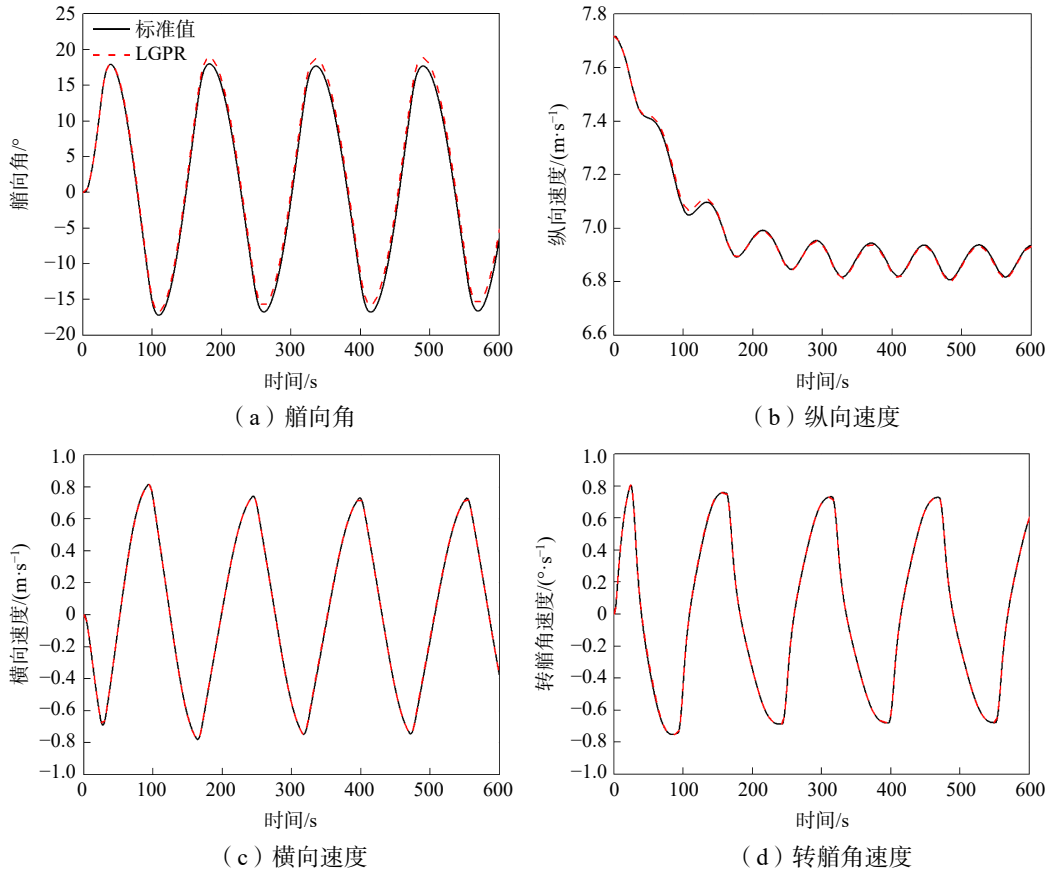


图 8 辨识得到的非参数模型对 20°/10° Z 形操纵运动的预报结果

Fig.8 Prediction results of 20°/10° zigzag maneuver by the identified nonparametric model

3.2 直线路径跟随与避障控制

本节开展船舶的直线路径跟随与避障控制研究。直线路径跟随中所采用的 LOS 制导律中的参数设置为: $R=2L_{pp}+e_s(t)$, $r_L=2L_{pp}$ 。避障控制所采用的制导律中的参数设置为: $R_s=7L_{pp}+R_o$, $l_m=L_{pp}$; $K_1=0.01$, $K_2=99\,999$ 。GA 中的参数设置为: $\omega_1=0.999$, $\omega_2=0.001$, 交叉概率 $P_c=0.9$, 变异概率 $P_m=0.1$, 种群大小 $M_G=30$, 进化代数 $G_E=50$ 。障碍物半径 R_o 为 500 m, 障碍物中心点和目标航路点的坐标如表 3 所示。船舶初始位置的坐标设置为(0, 0), 初始艏向与 y 轴正半轴方向一致。

根据第 2 章中所给出的运动控制参数整定方法 (Identified Nonparametric Model-based Tuning Method, INMBTM), 对式(16)中的控制参数进行优化。整定结果为 $k_p=0.761$, $k_i \approx 0$, $k_d=46.626$, 种群的目标函数值(即适应度值的倒数)随进化代数的变化曲线如图 9 所示。

以 Fossen^[11] 在开源的“MSS-master”工具箱 (MSS) 中采用的 Mariner 船的控制参数 ($k_p=1$, $k_i \approx 0$, $k_d=10$) 作为对比, 将两组参数的控制器分别作用于研究对象 Mariner 船。图 10 给

出了控制过程中的运动轨迹、舵角与横向误差的结果; 表 4 展示了两种控制器性能的对比, 表中的 e_m 和 δ_m 分别为路径跟随的横向误差序列和舵角控制序列构成的向量的二范数。

从图 10(a)可以看出, 两种控制参数下的船舶均能完成直线路径跟随任务, 并对障碍物进行规避, 表明本文所设计的直线路径跟随与避障制导律是有效的。基于所辨识的非参数模型整定的控制参数下的船舶运动轨迹更加柔顺, 表现在对障碍物进行规避后的复航阶段, 运动轨迹的曲率变化相对较小。图 10(b)表明, MSS 的舵角变化更加剧烈; 从表 4 也可以看出, MSS 的 δ_m 远大于 INMBTM 的相应值。INMBTM 更小的 δ_m 可以归因于适应度函数中所引入的操舵强度项。另外, 从表 4 可以看出, MSS 的 e_m 也更大, 表明 MSS 的控制误差更大, 图 10(c)所展示的横向误差结果也印证了这一点。以上结果表

表 3 障碍物中心点和目标航路点的坐标

Tab.3 Position coordinates of the obstacle and the target way points

坐标	障碍物中心点	航路点1	航路点2
x/m	0	0	0
y/m	3000	0	6000

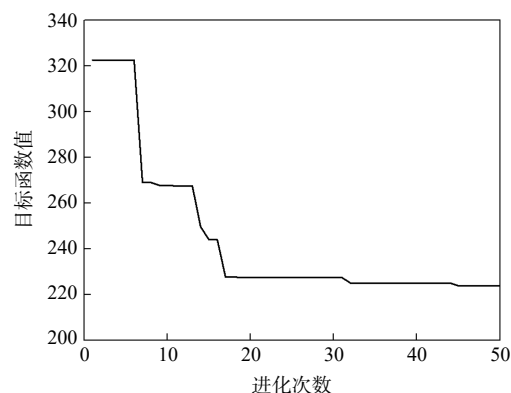
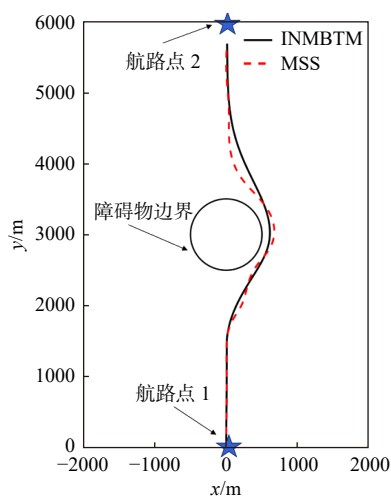


图 9 种群的目标函数值随进化代数的变化

Fig.9 Variation of the objective function values with the evolutionary generations



(a) 运动轨迹

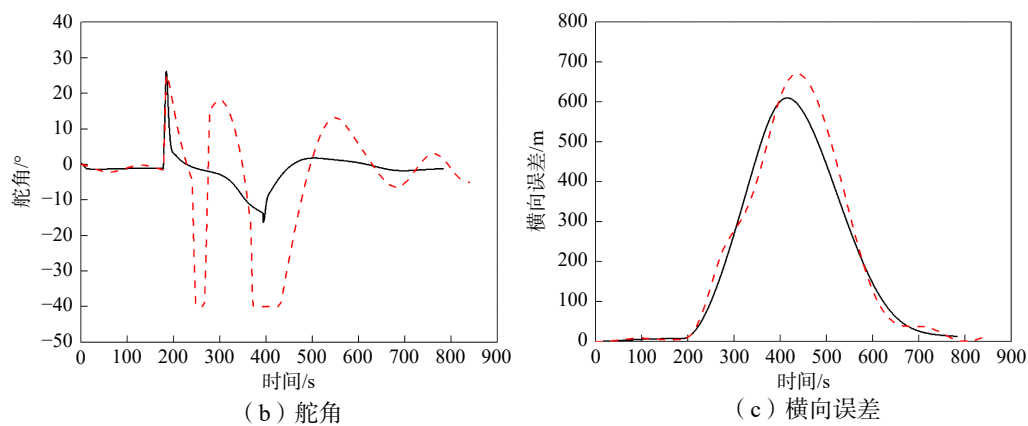


图 10 控制过程中的运动轨迹和典型物理量

Fig.10 Trajectory and typical physical quantities during the control process

明, 基于所辨识的非参数模型整定的控制参数, 可以以较小的操舵强度实现更高的控制精度。这可以归因于在基于所辨识的非参数模型的控制参数整定过程中, 本文所提出的方法不仅可以考虑船舶的操纵运动特性, 而且可以引导控制参数的解兼顾减小控制误差和适当降低操舵强度。

3.3 曲线路径跟随与避障控制

本节介绍开展的船舶曲线路径跟随与避障控制研究。曲线路径跟随所采用的 LOS 制导律中的参数设置为: $\Delta_c = 1.5L_{pp}$, $r_L = 2L_{pp}$ 。避障制导律中所采用的参数设置与 3.2 节中的参数设置相同, 障碍物半径 R_o 为 500 m, 障碍物中心点和目标航路点的坐标如表 5 所示。期望的曲线路径是基于表 5 中的目标航路点, 采用三次多项式插值而生成的(如图 12(a)蓝线所示), 具体的实施步骤参考文献[11]。船舶的初始坐标点与艏向和 3.2 节中的设置相同。

表 4 直线路径跟随中的控制器性能对比

Tab.4 Performance comparison of the controllers during straight-line path following

方法	e_m/m	δ_m/rad
INMBTM	11 385.22	3.13
MSS	12 200.85	11.358

表 5 障碍物中心点和目标航路点的坐标

Tab.5 Position coordinates of the obstacle centers and the target way points

坐标	障碍物1中心点	障碍物2中心点	航路点1	航路点2	航路点3	航路点4
x/m	2000	2000	0	2000	1000	4000
y/m	1800	5000	0	1800	4000	6000

根据运动控制参数整定方法, 对式(16)中的控制参数进行优化。整定结果为 $k_p = 1.069$, $k_i \approx 0$, $k_d = 21.734$, 种群的目标函数值随进化代数的变化曲线如图 11 所示。

本节仍然采用 Fossen 在开源的“MSS-master”工具箱中 Mariner 船的控制参数作为对比, 将两组参数的控制器分别作用于研究对象 Mariner 船, 图 12 给出了控制过程中运动轨迹、舵角与横向误差的结果, 表 6 展示了两种控制器性能的对比。

从图 12(a)可以看出, 两种控制参数下的船舶均能完成曲线路径跟随与避障任务, 进一步表明本文所设计的曲线路径跟随与避障制导律

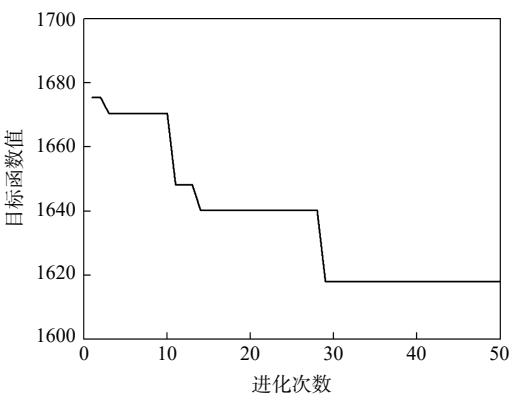


图 11 种群的目标函数值随进化代数的变化

Fig.11 Variation of the objective function values with the evolutionary generations

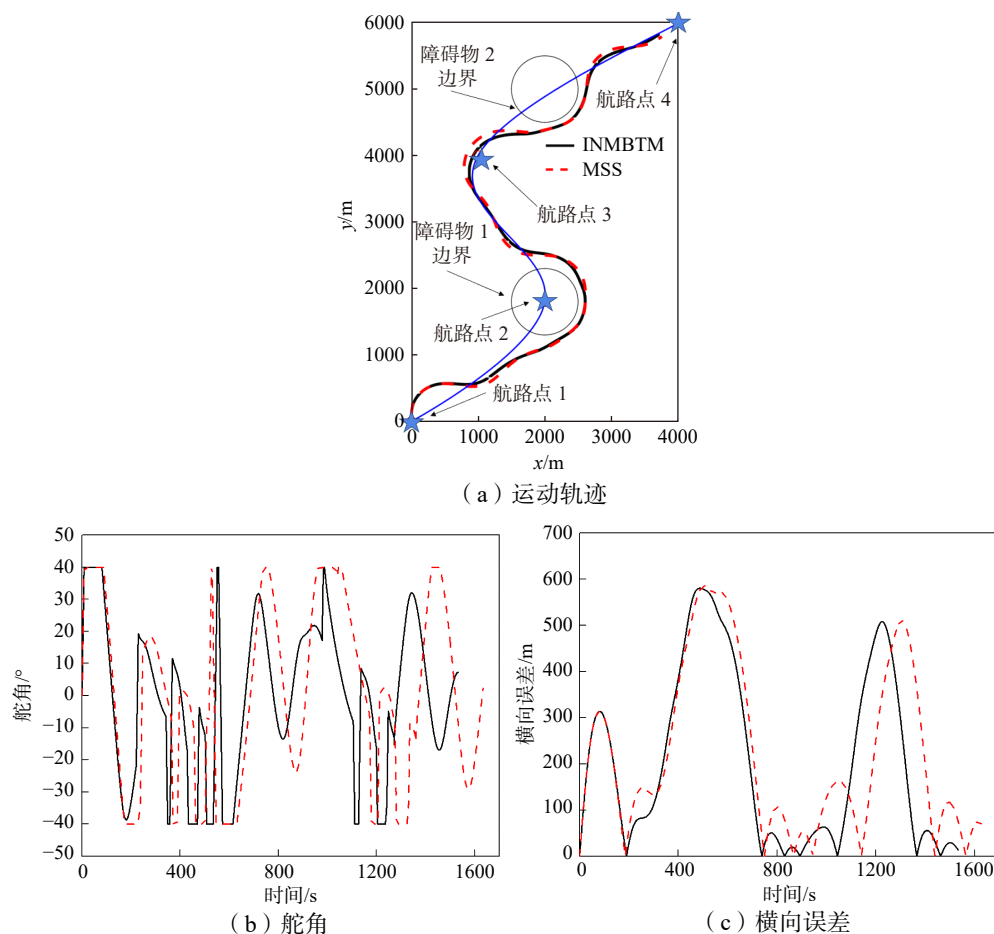


图 12 控制过程中的运动轨迹和典型物理量

Fig.12 Trajectory and typical physical quantities during the control process

仍然是有效的。基于所辨识的非参数模型整定的控制参数下的船舶运动轨迹在航路点的切换阶段更加柔顺,表现在航路点 3 附近, MSS 的运动轨迹具有较为明显的外漂现象,而 INMBTM 的运动轨迹则较为贴合期望的曲线路径。从图 12(b)展示的舵角变化结果可以看出, MSS 的满舵时间明显更长,且变化更加剧烈,表 6 给

出的 δ_m 也印证了这一点。图 12(c)表明, INMBTM 的横向误差值在整体上小于 MSS 的相应值,表明 INMBTM 控制精度更高。以上结果表明,采用基于所辨识的非参数模型整定的控制参数,控制器在曲线路径跟随这种较为复杂的工况下仍然表现出优越性。

表 6 曲线路径跟随中的控制器性能对比

Tab.6 Performance comparison of the controllers during curved path following

方法	e_m /m	δ_m /rad
INMBTM	15 656.03	22.50
MSS	16 408.47	27.80

4 结 语

本文提出了一种基于辨识所得的非参数模型的船舶运动控制参数整定方法。将整定的控制参数应用于船舶的直线和曲线路径跟随与避障控制中,仿真试验结果表明,应用本文所提出的方法得到的控制器具有良好的控制精度与动态性能。这表明本文所提出的控制参数整定方法是有效的,可为后续基于模型的船舶运动控制方法的开发提供参考。

参 考 文 献:

- [1] Lee D, Lee S J, Yim S C. Reinforcement learning-based adaptive PID controller for DPS[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 216: 108053.
- [2] Weng Y P, Wang N, Guedes Soares C. Data-driven sideslip observer-based adaptive sliding-mode path-following control of underactuated marine vessels[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 197: 106910.
- [3] Lin X, Nie J, Jiao Y, et al. Adaptive fuzzy output feedback stabilization control for the underactuated surface vessel[J]. *Applied Ocean Research*, 2018, 74: 40–48.
- [4] Wang Z H, Xu H T, Xia L, et al. Kernel-based support vector regression for nonparametric modeling of ship maneuvering motion[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 216: 107994.
- [5] Xue Y F, Liu Y J, Ji C, et al. System identification of ship dynamic model based on Gaussian process regression with input noise[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 216: 107862.
- [6] Chen G, Wang W, Xue Y F. Identification of ship dynamics model based on sparse Gaussian process regression with similarity[J]. *Symmetry*, 2021, 13(10): 1956.
- [7] Ouyang Z L, Liu S Y, Zou Z J. Nonparametric modeling of ship maneuvering motion in waves based on Gaussian process regression[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 264: 112100.
- [8] Abkowitz M A. Lectures on ship hydrodynamics-steering and manoeuvrability[R]. Hydrodynamics and Aerodynamics Laboratory, Lyngby, Denmark, 1964.
- [9] Ouyang Z L, Zou Z J. Nonparametric modeling of ship maneuvering motion based on Gaussian process regression optimized by genetic algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 238: 109699.
- [10] Rasmussen C E, Bousquet O, Luxburg U V, et al. Gaussian processes in machine learning[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [11] Fossen T I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control[M]. New York: John Wiley & Sons, 2011.
- [12] 王 卓, 孔祥韶, 吴卫国. 基于遗传算法的邮轮舷侧开口结构补强技术研究[J]. *中国造船*, 2023, 64(6): 86–100.
Wang Z, Kong X S, Wu W G. Research on reinforcement technique for side shell with openings on cruise ships based on genetic algorithm[J]. *Shipbuilding of China*, 2023, 64(6): 86–100. (in Chinese)
- [13] Chislett M S, Strom-Tejsen J. Planar motion mechanism tests and full-scale steering and maneuvering predictions for a Mariner class vessel[J]. *International Shipbuilding Progress*, 1965, 12(129): 201–224.
- [14] Calinski T, and Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis[J]. *Communications in Statistics*, 1974, 3(1): 1–27.