

无持续激励条件下船舶在线鲁棒自适应系统辨识

李景志, 刘志全[†]

(上海海事大学 航运技术与控制工程交通运输行业重点实验室, 上海 201306)

摘要: 针对具有测量噪声和外部环境扰动的船舶, 设计一种在线鲁棒自适应系统辨识方法, 解决缺乏持续激励条件下的模型辨识问题. 基于双层积分滤波回归器设计一种复合自适应更新律, 实现对船舶所有参数、状态及初始状态值的在线估计, 并自适应参数变化; 采用扩展状态观测器估计系统总误差, 并将其作为事件触发信号, 以节约系统资源和监控系统精度. 在初始激励条件下, 所提出的系统辨识算法可确保所有估计误差全局一致最终有界. 仿真结果表明, 与现有算法相比, 所提出方法在辨识速率和精确度上具有显著优越性.

关键词: 初始激励; 鲁棒自适应; 系统辨识; 事件触发

中图分类号: U661.3 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1295

引用格式: 李景志, 刘志全. 无持续激励条件下船舶在线鲁棒自适应系统辨识 [J]. 控制与决策, 2025, 40(10): 2950-2958.

Online robust adaptive system identification of ships without persistency of excitation

LI Jing-zhi, LIU Zhi-quan[†]

(Key Laboratory of Transport Industry of Marine Technology and Control Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: An online robust adaptive system identification method is proposed for ships under measurement noise and environmental disturbances, addressing model identification without persistent excitation. Using a double-integrator filter-based composite update law, it achieves real-time estimation of all parameters, states, and initial states conditions with adaptability to parameter variations. An extended state observer estimates total system error as an event-triggered signal to save resources and monitor system accuracy. Under initial excitation conditions, the method ensures globally uniformly ultimately bounded stability of estimation errors. Simulations show superior identification speed and accuracy over existing algorithms.

Keywords: initial excitation; robust adaptive; system identification; event-triggered

0 引言

船舶的自主行为通常依赖于其运动控制器的性能, 而该性能与基于模型的制导、导航和控制系统的实现密切相关. 因此, 运动建模成为船舶运动控制的核心问题. 船舶数学模型的建模方法主要包括机理建模和系统辨识建模, 相比于依赖物理推导和复杂数学计算的机理建模, 系统辨识建模仅依赖于船舶的运动状态变量和控制输入, 具有不受船型限制、无需复杂计算的优势, 因此能够更便捷地获得船舶动态模型, 是一种有效的建模方法.

根据数据采集方法的不同, 模型辨识可分为离

线辨识和在线辨识. Xu 等^[1]提出了结合最小平方支持向量机与布谷鸟算法以辨识船舶模型. Jiang 等^[2]利用深度神经网络方案获取舰船操纵运动模型, 并验证了其预测精度. Yoon 等^[3]在包含外界干扰的情况下, 使用岭回归方法估计船舰模型水动力导数. 随着智能计算理论在控制系统中的深入应用, 优化算法在辨识领域得到广泛研究. 例如, 粒子群优化^[4]、蚁狮算法^[5]和乌鸦搜索算法^[6]等智能优化方法被用于提高模型参数辨识的准确性与效率. 尽管上述辨识方法取得了明显的进展, 但仍存在一些不足之处. 首先, 它们主要基于离线辨识, 无法实时获取模型参

收稿日期: 2024-11-06; 录用日期: 2025-03-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52001197, 52171313).

责任编委: 何勇.

[†]通信作者. E-mail: liuzhiquan215@sina.com.

数, 难以满足航迹控制中的在线决策需求. 其次, 当可用的样本数据量较小时, 可能不足以支持机器学习算法的训练, 从而影响预测精度. 最后, 智能算法和启发式算法的辨识过程缺乏明确的物理解释, 模型的可解释性较差.

随着智能船艇技术的快速发展, 实时辨识与预测船艇操纵运动的在线建模技术逐渐受到重视. Wang 等^[7]采用改进卡尔曼滤波算法实现了船舶模型参数的在线辨识. 潘雅璞等^[8]提出了一种结合核函数的递推增广最小二乘算法对非线性系统在线参数辨识. 在自适应系统辨识领域, Zhang 等^[9]基于高增益观测器与自适应估计技术, 实现了在持续激励条件下的传感器故障估计. 类似的自适应参数估计技术亦被应用于具有不确定性的非线性动力系统及时变线性系统^[10-11]. 上述自适应算法的参数收敛条件通常依赖于在输入端注入持续适当频率的高能量探测信号以确保激励的持续性 (PE), 这一要求通常比较苛刻且不易实现. 为此, 可通过在系统参数估计律中加入基于初始激励 (IE) 的滤波更新项来克服在线自适应参数辨识中限制性 PE 条件^[12-14]. Katiyar 等^[15]提出了一种基于 IE 的切换式的鲁棒自适应观测器, 并证明了估计误差全局一致最终有界. 尽管无 PE 条件下的双层滤波回归器结构提升了自适应辨识的性能, 但会占用系统大量资源, 导致系统运行缓慢, 且仅适用于处理未知常数参数. 然而, 环境干扰 (如风、浪) 会导致船舶水动力导数的变化, 因此亟需一种节能高效且能够实时估计时变参数的方案.

为解决上述船舶离线辨识难以满足实时决策要求、自适应算法的 PE 条件限制和常规双层滤波结构仅适用于常数参数的问题, 本文设计一种针对船舶改进的在线辨识算法. 在 IE 条件下, 所提出的基于双层滤波回归器的鲁棒自适应算法引入更高维度, 以实现未知初始状态、未知参数和系统状态的同时估计, 并自适应参数变化. 此外, 引入一种基于扩展状态观测器 (ESO) 的事件触发机制, 不仅能节约系统资源还可实现对辨识精度的动态监控. 该方法确保了所有估计动态误差的全局一致最终有界 (GUUB).

本文主要工作可总结如下:

1) 对存在环境干扰和测量噪声的船舶, 提出一种带有初始激励回归项的双层滤波在线辨识算法, 克服 PE 条件不易实现的问题.

2) 改进的双层滤波回归自适应结构, 其突破了仅适用于常数参数辨识的限制, 能够自适应船舶参数变化, 以克服因外界环境干扰引起的参数漂移问题.

3) 相较于文献 [1-4,7] 只能估计船舶的运动状态或者模型参数, 所提出方法还能估计出船舶的初始状态信息.

1 数学模型

描述船舶位置和姿态常采用两种坐标系: 一种是以船舶自身为参考点的船体坐标系, 记为 $O_b-x_b y_b z_b$; 另一种是以地球为参考点的地面坐标系, 记为 $O_n-X_n Y_n Z_n$, 坐标系如图 1 所示. 为研究水面船舶系统辨识, 忽略横摇、纵摇和垂荡运动, 建立基于纵荡、横荡和艏摇运动的非线性动力学模型^[16]

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{X_u}{m - X_{\dot{u}}}u + \frac{m - Y_{\dot{v}}}{m - X_{\dot{u}}}u + \frac{X_{|u|u}}{m - X_{\dot{u}}}|u|u + \frac{X_{uuu}}{m - X_{\dot{u}}}u^3 + \frac{\tau_u}{m - X_{\dot{u}}} + w_u, \\ \dot{v} = \frac{Y_v}{m - Y_{\dot{v}}}v + \frac{Y_r}{m - Y_{\dot{v}}}r - \frac{m - X_{\dot{u}}}{m - Y_{\dot{v}}}ur + \frac{Y_{|v|v}}{m - Y_{\dot{v}}}|v|v + \frac{Y_{|v|r}}{m - Y_{\dot{v}}}|v|r + \frac{Y_{|r|v}}{m - Y_{\dot{v}}}|r|v + \frac{Y_{|r|r}}{m - Y_{\dot{v}}}|r|r + \frac{\tau_v}{m - Y_{\dot{v}}} + w_v, \\ \dot{r} = \frac{N_v}{I_Z - N_{\dot{r}}}v + \frac{N_r}{I_Z - N_{\dot{r}}}r + \frac{m - X_{\dot{u}}}{I_Z - N_{\dot{r}}}uv - \frac{m - Y_{\dot{v}}}{I_Z - N_{\dot{r}}}uv + \frac{N_{|v|v}}{I_Z - N_{\dot{r}}}|v|v + \frac{N_{|v|r}}{I_Z - N_{\dot{r}}}|v|r + \frac{N_{|r|v}}{I_Z - N_{\dot{r}}}|r|v + \frac{\tau_r}{I_Z - N_{\dot{r}}} + w_r. \end{cases} \quad (1)$$

其中: u 为纵荡速度, v 为横荡速度, r 为艏摇角速度; m 为船舶质量; I_Z 为绕 Z 轴的惯性矩; $X_{\dot{u}}$, $Y_{\dot{v}}$ 和 $N_{\dot{r}}$ 分别为船舶在纵荡、横荡和艏摇动态的水动力导数; $X_{(\cdot)}$, $Y_{(\cdot)}$ 和 $N_{(\cdot)}$ 为船舶阻尼系数; w_u , w_v 和 w_r 为外部环境干扰; τ_u , τ_v 和 τ_r 表示控制力和力矩.

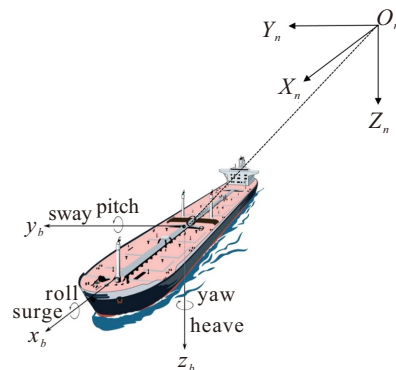


图1 船舶坐标系

假设 1 若系统输入 $\tau(t)$ 是稳定的, 则 $v(t)$, $\tau(t) \in \mathcal{L}_\infty$, 即 $v(t) \in X$, $\tau(t) \in U$, 其中 $X \in \mathbb{R}^n$, $U \in \mathbb{R}^n$ 是紧集.

定义 1 \otimes 表示阵 Kronecke 积; $\hat{\cdot}$ 为 \cdot 的估计,

$\tilde{\cdot} = \hat{\cdot} - \cdot$ 为 \cdot 的估计误差; I_n 为 n 阶单位对角矩阵.

2 在线鲁棒自适应系统辨识设计

本节介绍一种针对模型参数未知的船舶在线鲁棒自适应系统辨识方法. 图2展示了算法设计思路. 首先, 考虑外界环境干扰 δ_1 及测量装置检测扰动 δ_2 , 将船上各设备采集到的状态量 y 和控制量 τ 作为辨识系统的输入, 并将式 (1) 中的船舶模型改写成矩阵形式; 其次, 基于初始激励的双层滤波回归器, 设计一种复合鲁棒自适应参数和状态更新律, 通过将状态初值扩展至参数估计矩阵, 实现状态初值和未知参数的联合估计; 最后, 提出一种基于 ESO 的事件触发方案, 利用 ESO 估计系统总误差并为事件触发机制提供触发信号, 从而节约系统资源并监控辨识系统精度, 在实际工程应用中具有重要意义.

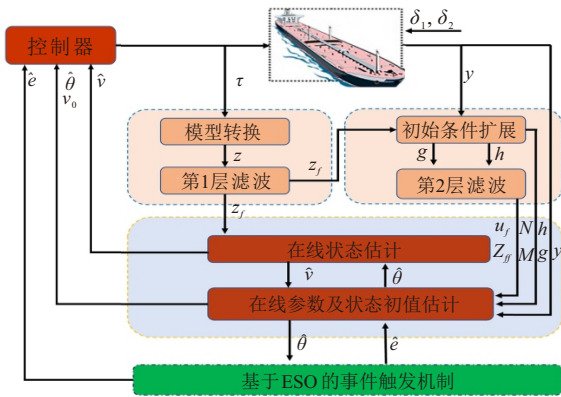


图2 船舶系统辨识结构

数学模型 (1) 中参数是完全未知的, 本文旨在设计一种在线鲁棒自适应船舶模型辨识算法, 通过输入数据 τ 和包含速度 v 的输出数据, 同时估计不确定船舶模型的初始状态值、状态和模型的所有参数.

2.1 模型转换

为便于参数辨识设计, 将船舶的动力学模型 (1) 转换成矩阵形式并考虑状态测量噪声的影响, 可得

$$\begin{cases} \dot{v} = Z(y, \tau)\theta + \delta_1, \\ y = Cv + \delta_2. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $v = [u, v, r]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为船舶状态, $\delta_1 = [w_u, w_v, w_r]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为外界环境干扰, $\delta_2 \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为测量误差干扰, $C \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为输出增益对角矩阵, $y = [\tilde{u}, \tilde{v}, \tilde{r}]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为船舶在纵荡、横荡和艏摇方向上状态测量输出. 矩阵 $Z(y, \tau) \in \mathbb{R}^{3 \times 45}$ 和未知模型参数 $\theta \in \mathbb{R}^{45 \times 1}$ 描述如下:

$$\begin{aligned} Z(y, \tau) = & [I_3 \otimes \tilde{u}, I_3 \otimes \tilde{v}, I_3 \otimes \tilde{r}, I_3 \otimes \tilde{u}\tilde{v}, I_3 \otimes \tilde{v}\tilde{r}, \\ & I_3 \otimes \tilde{u}\tilde{r}, I_3 \otimes |\tilde{u}|\tilde{u}, I_3 \otimes \tilde{u}^3, I_3 \otimes |\tilde{v}|\tilde{v}, I_3 \otimes |\tilde{r}|\tilde{v}, \\ & I_3 \otimes |\tilde{v}|\tilde{r}, I_3 \otimes |\tilde{r}|\tilde{r}, I_3 \otimes \tau_u, I_3 \otimes \tau_v, I_3 \otimes \tau_r], \end{aligned}$$

$\theta =$

$$\begin{bmatrix} \frac{X_u}{m_{11}}, 0, 0, 0, \frac{Y_v}{m_{22}}, \frac{N_v}{m_{33}}, 0, \frac{Y_r}{m_{22}}, \frac{N_r}{m_{33}}, 0, 0, \frac{Y_{\dot{v}} - X_{\dot{u}}}{m_{33}}, \\ \frac{m_{22}}{m_{11}}, 0, 0, 0, -\frac{m_{11}}{m_{22}}, 0, \frac{X_{|u|u}}{m_{11}}, 0, 0, \frac{X_{uuu}}{m_{11}}, 0, 0, 0, \\ \frac{Y_{|v|v}}{m_{22}}, \frac{N_{|v|v}}{m_{33}}, 0, \frac{Y_{|r|v}}{m_{22}}, \frac{N_{|r|v}}{m_{33}}, 0, \frac{Y_{|v|r}}{m_{22}}, \frac{N_{|v|r}}{m_{33}}, 0, \\ \frac{Y_{|r|r}}{m_{22}}, \frac{N_{|r|r}}{m_{33}}, \frac{1}{m_{11}}, 0, 0, 0, \frac{1}{m_{22}}, 0, 0, 0, \frac{1}{m_{33}} \end{bmatrix}^T.$$

\tilde{u}, \tilde{v} 和 \tilde{r} 为状态 u, v 和 r 的测量输出值, $m_{11} = m - X_{\dot{u}}, m_{22} = m - Y_{\dot{v}}$ 和 $m_{33} = I_z - N_{\dot{r}}$ 是包括附加质量在内的惯性系数.

假设 2 未知参数 θ 有界, 并满足 $\|\theta\| \leq \theta^*$, 其中 θ^* 是正常数.

假设 3 未知扰动 δ_1 和 δ_2 有界, 并满足 $|\delta_1| \leq \delta_1^*, \|\delta_2\| \leq \delta_2^*$, 其中 δ_1^* 和 δ_2^* 是正常数.

2.2 第 1 层滤波回归器设计

为了便于分析, 将模型 (2) 改写为观测器形式^[17]

$$\begin{cases} \dot{v}(t) = Z(y, \tau)\theta - KCv(t) + Ky + \delta_1 - K\delta_2, \\ y = Cv(t) + \delta_2. \end{cases} \quad (3)$$

定义 $\delta_3 = \delta_1 - K\delta_2$, 基于假设 3 可得 δ_3 有界. 此外, K 是设计的正常数. 由式 (3) 可知 $v(t)$ 的组成部分依赖于 3 类信号: $Z(y, \tau)\theta, Ky$ 和 δ_3 . 设 $v_y(t), v_\theta(t)$ 和 $v_\delta(t)$ 分别表示这 3 类信号对 $v(t)$ 的影响. 为了便于设计, 需对状态方程 (3) 的解进行分离, 可得

$$\begin{cases} \dot{v}_y(t) = -KCv_y(t) + Ky, v_y(t_0) = v_{(y)0}; \\ \dot{v}_\theta(t) = -KCv_\theta + Z(y, \tau)\theta, v_\theta(t_0) = v_{(\theta)0}; \\ \dot{v}_\delta(t) = -KCv_\delta(t) + \delta_3, v_\delta(t_0) = v_{(\delta)0}. \end{cases} \quad (4)$$

其中 $v(t_0) = v_\delta(t_0) + v_\theta(t_0) + v_y(t_0)$.

根据 $v_y(t)$ 和 v_θ 推导出 $\hat{v}_y(t)$ 和 $\hat{v}_\theta(t)$ 分别为

$$\dot{\hat{v}}_y(t) = -KC\hat{v}_y(t) + Ky, \quad (5)$$

$$\dot{\hat{v}}_\theta(t) = -KC\hat{v}_\theta + Z(y, \tau)\theta + \Lambda(t). \quad (6)$$

其中: $\hat{v}_y(t_0) = \hat{v}_{(y)0}, \hat{v}_\theta(t_0) = \hat{v}_{(\theta)0}, \Lambda(t)$ 是待设计的辅助信号.

假设式 (6) 的解^[18] 为如下形式:

$$\hat{v}_\theta(t) = Z_f(t)\hat{\theta}(t), \quad (7)$$

其中 $Z_f(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 45}$ 是时变矩阵.

为了设计 $\Lambda(t)$ 和 $Z_f(t)$ 使式 (7) 是式 (6) 的解, 对式 (7) 求导并代入式 (6), 得

$$\begin{aligned} \dot{Z}_f(t)\hat{\theta}(t) + Z_f(t)\dot{\hat{\theta}}(t) = & \\ & - KCZ_f(t)\hat{\theta}(t) + Z(y, \tau)\hat{\theta}(t) + \Lambda(t). \end{aligned} \quad (8)$$

令 $\Lambda(t) = Z_f(t)\dot{\hat{\theta}}(t)$, 当 $Z_f(t)$ 的动态设计为

$$\dot{Z}_f(t) = -KCZ_f(t) + Z(y, \tau), Z_f(t_0) = 0 \quad (9)$$

的滤波回归方程时, 式 (7) 成立.

通过在线求解微分方程 (9) 得到 $Z_f(t)$. 式 (9) 为本文第 1 层滤波回归方程.

2.3 第 2 层滤波回归器设计

通过式 (5) 和 (6) 得到状态估计律

$$\begin{aligned} \dot{\hat{v}}(t) &= -KC\hat{v}(t) + Z(y, \tau)\hat{\theta}(t) + Ky + Z_f(t)\hat{\theta}(t), \\ \hat{v}(t_0) &= \hat{v}_0. \end{aligned} \quad (10)$$

通过模型 (3) 和式 (10) 可得状态误差方程

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{v}}(t) &= -KC\tilde{v}(t) + Z(y, \tau)\tilde{\theta}(t) + Z_f(t)\dot{\tilde{\theta}}(t) - \delta_3, \\ \tilde{v}(t_0) &= \hat{v}_0 - v_0. \end{aligned} \quad (11)$$

基于假设 1, 可得 $y(t) \in \mathcal{L}_\infty$, 从而推导出回归矩阵 $Z(y, \tau) \in \mathcal{L}_\infty$. 由于 $Z_f(t)$ 是通过回归滤波器 (9) 对 $Z(y, \tau)$ 滤波生成, 有 $Z_f(t) \in \mathcal{L}_\infty$. 为设计合适的更新法则, 以便同时估计出状态初值 v_0 和未知参数 θ . 引入变量 $\mu(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 辅助参数自适应律设计^[15].

$$\mu(t) = \tilde{v}(t) - Z_f(t)\tilde{\theta}(t). \quad (12)$$

对式 (12) 求导并代入式 (11), 可得

$$\begin{aligned} \dot{\mu}(t) &= -KC\tilde{v}(t) + Z(y, \tau)\dot{\tilde{\theta}}(t) - \delta_3 - \dot{Z}_f(t)\tilde{\theta}(t) = \\ &= -KC[\mu(t) + Z_f(t)\tilde{\theta}(t)] + \\ &= Z(y, \tau)\dot{\tilde{\theta}}(t) - \delta_3 - \dot{Z}_f(t)\tilde{\theta}(t) = \\ &= [-KCZ_f(t) + Z(y, \tau) - \dot{Z}_f(t)]\tilde{\theta}(t) - \\ &= KC\mu(t) - \delta_3. \end{aligned} \quad (13)$$

将第 1 层滤波回归器 (9) 代入式 (13), 最终可得 $\mu(t)$ 的动态方程, 并进一步化简为

$$\dot{\mu}(t) = -KC\mu(t) - \delta_3, \quad \mu(t_0) = \mu_0, \quad (14)$$

其中 $\mu_0 = \hat{v}_0 - v_0$.

由于 $Z_f(t_0) = 0$, 对式 (14) 积分可得

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \exp\{-KC(t - t_0)\}\mu_0 - \\ &= \int_{t_0}^t \exp\{-KC(t - \tau)\}\delta_3(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (15)$$

由于 $\delta_3 \in \mathcal{L}_\infty$, $\mu(t)$ 是有界的. 为了将模型未知参数和状态初始值化为一个扩展的未知向量, 将式 (12) 两边同时乘以输出增益矩阵 C , 可得

$$C\mu(t) = C\tilde{v}(t) - CZ_f(t)\tilde{\theta}(t). \quad (16)$$

将式 (15) 和 (3) 同时代入式 (16), 可得

$$\begin{aligned} C\hat{v}(t) - (y - \delta_2) &= \\ &= C \exp\{-KC(t - t_0)\}\mu_0 + CZ_f(t)\tilde{\theta}(t) - \\ &= C \int_{t_0}^t \exp\{-KC(t - \tau)\}\delta_3(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (17)$$

由于 $\mu_0 = \hat{v}_0 - v_0$, $\hat{y} = C\hat{v}(t)$, 式 (17) 可化简为

$$\begin{aligned} \hat{y} - y - CZ_f(t)\hat{\theta}(t) - C \exp\{-KC(t - t_0)\}\hat{v}_0 = \\ - CZ_f(t)\theta - C \exp\{-KC(t - t_0)\}v_0 - C\delta_f - \delta_2. \end{aligned} \quad (18)$$

其中 $\delta_f \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 表示滤波干扰 $\delta_3(t)$ 后的系统扰动, 满足如下微分方程:

$$\dot{\delta}_f = -KC\delta_f + \delta_3, \quad \delta_f(t_0) = 0. \quad (19)$$

设 $h(t) = [-CZ_f(t) - C \exp\{-KC(t - t_0)\}]$, $g(t) = -C \exp\{-KC(t - t_0)\}\hat{v}_0 + \hat{y} - y - CZ_f(t)\hat{\theta}(t)$, $\delta = C\delta_f + \delta_2$, $\Theta = [\theta, v_0]^T$, 则式 (18) 可改写为

$$g(t) = h(t)\Theta - \delta. \quad (20)$$

其中: $g(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 和 $h(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 48}$ 为可在线计算的已知函数; $\Theta \in \mathbb{R}^{48 \times 1}$ 表示包含未知参数 θ 和未知初始状态 v_0 的扩展向量, $\delta \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为有界复合干扰.

定义 2 (IE 条件) 存在函数矩阵 $\chi(t, v) \in \mathbb{R}^{p \times q}$, 其中 $p > q > 0$, 在时间间隔 $[t_0, t_0 + T_{IE}]$ 内是持续激励的, 如果存在 $\gamma_{IE}, T_{IE} > 0$, 使在任意 $(t_0, v_0) \in \mathbb{R}_{\geq 0} \times \mathbb{R}^n$, 所有解都满足

$$\int_{t_0}^{t_0+T_{IE}} \chi(s, v(s))\chi^T(s, v(s)) ds \geq \gamma_{IE}I_p, \quad \forall t \geq t_0.$$

其中: t_0 是初始时间, $v_0 = v(t_0)$ 是初始状态.

假设 4 存在 $T_{IE}, \gamma_{IE} > 0$, 使得 $h(t)$ 在 $[0, T_{IE}]$ 内满足初始激励条件 (IE)^[13], 即

$$\int_0^{T_{IE}} h^T(t)h(t) dt \geq \gamma_{IE}I_{48}.$$

相比于 PE 条件要求在 $0 \sim \infty$ 时间窗口内需要足够未知参数信息的内容, IE 条件仅需在初始时间窗口中满足即可, 因此在实际应用中更易实现. 为克服 PE 条件限制, 设计第 2 层滤波回归器

$$\begin{cases} \dot{Z}_{ff} = -K_f Z_{ff} + h^T(t)h(t), & Z_{ff}(t_0) = 0; \\ \dot{u}_f = -K_f u_f + h^T(t)g(t), & u_f(t_0) = 0. \end{cases} \quad (21)$$

其中: K_f 为设计的正常数; $u_f \in \mathbb{R}^{48 \times 1}$; $Z_{ff} \in \mathbb{R}^{48 \times 48}$ 是双层滤波回归矩阵, 且具有满秩性质.

为在 IE 条件下实现参数收敛, 对式 (21) 求解可得 u_f 和 Z_{ff} 满足

$$u_f = Z_{ff}\Theta - \delta_{ff}. \quad (22)$$

其中双层滤波扰动 $\delta_{ff} \in \mathbb{R}^{48 \times 1}$ 的动态方程可表示为

$$\dot{\delta}_{ff} = -K_f \delta_{ff} + h^T(t)\delta, \quad \delta_{ff}(t_0) = 0. \quad (23)$$

对式 (21) 中 Z_{ff} 积分, 回归矩阵 Z_{ff} 可表示为

$$Z_{ff} = \exp(-K_f t) \int_{t_0}^t \exp(K_f \tau) h^T(\tau) h(\tau) d\tau. \quad (24)$$

推论 1 由于 $\exp(-K_f t) \geq 0$ 和 $\exp(K_f \tau) \geq 1$, 且 $h^T(\tau)h(\tau) \geq 0$, 可以得出: 对于任意 $t_0 + T_{IE} < t_f < \infty$, 在 $t = t_0 + T_{IE}$ 起始的有限时间间隔内,

Z_{ff} 将始终保持正定,即 $Z_{ff} > 0, \forall t \in [t_0 + T_{IE}, t_f]$.

证明参见文献 [14].

在 IE 条件下,即假设 4 满足时,初始时间窗口中包含了未知参数的充分信息,而第 2 层滤波回归器 (21) 成功捕获到这些信息,为了充分利用这些信息引入了一种切换机制,并设计了如下在线参数估计律^[14-15, 18]:

$$\dot{\hat{\Theta}} = -\Gamma_{\theta}Q(L_0 + L_1 + L_2 + sL_{IE} + (1-s)L_{\sigma}). \quad (25)$$

其中: L_0 、 L_1 、 L_2 、 L_{IE} 和 L_{σ} 分别为

$$\begin{cases} L_0 = k_0 P^T(\hat{v}(t) - v(t)), \\ L_1 = k_1 h^T(t)(h(t)\hat{\Theta} - g(t)), \\ L_2 = k_2 Z_{ff}^T(Z_{ff}\hat{\Theta} - u_f), \\ L_{IE} = k_{IE}(M\hat{\Theta} - N), \\ L_{\sigma} = k_{\sigma}\hat{\Theta}. \end{cases}$$

k_0 、 k_1 、 k_2 、 k_{IE} 和 k_{σ} 为设计正常数; $\Gamma_{\theta} \in \mathbb{R}^{48 \times 48}$ 为设计正定对称矩阵; $P = [Z, 0_{3 \times 3}]$, $0_{3 \times 3}$ 是数值为0的三阶矩阵; L_{σ} 为参数补偿项; $M \in \mathbb{R}^{48 \times 48}$ 和 $N \in \mathbb{R}^{48 \times 1}$ 分别为 Z_{ff} 和 u_f 在 $t_0 + T_{IE}$ 时的回归值,有

$$\begin{cases} M = Z_{ff}(t_0 + T_{IE}), \\ N = u_f(t_0 + T_{IE}). \end{cases}$$

开关信号

$$s = \begin{cases} 0, & t \in [t_0, t_0 + T_{IE}]; \\ 1, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

遗忘因子权重系数 Q ^[19]可表示为

$$\dot{Q} = -K_a Q Z_f^T Z_f Q + \lambda Q. \quad (26)$$

式 (26) 的核心目的是平衡采集新数据和遗忘旧数据之间的动态关系, $Q(t_0) \in \mathbb{R}^{48 \times 48}$ 是正定矩阵, K_a 是学习增益, 控制新数据更新速度, λ 是遗忘因子, 控制旧数据的衰减速度, λ 越大则保留更少历史数据信息, 为避免权重发散需满足 $0 < \lambda < 1$, 回归项前加入带有遗忘因子权重系数, 以加速遗忘旧息, 并增加新息的权重, 从而使未知参数的估计值以更快的速度收敛至真实值.

文献 [12-14] 中自适应双层滤波回归辨识方法仅适用于线性时不变系统. 在环境干扰下船舶的水动力参数会发生变化, 导致上述方法在该情况下的适应性不足. 文献 [18] 提出了一种针对非线性系统的观测器设计方法, 能够有效应对参数变化并保持良好的辨识性能. 基于上述研究成果, 为克服传统双层滤波方法仅适用于常数参数的局限性, 本文提出的改进双层滤波鲁棒自适应律 (25) 能有效地自适应参数变化, 并保证船舶在复杂环境干扰下仍能维持良好的系统辨识性能.

2.4 基于 ESO 事件触发机制

事件触发控制是一种有效减少计算资源消耗和能源消耗的控制方法. 该方法仅在满足特定触发条件时执行自适应任务, 从而节约系统资源, 具有重要的工程应用价值. 设 t_i 为第 i 触发时刻, 在 $i = 0, 1, \dots$ 时进行自适应信号的计算与更新, 触发条件选择如下:

$$t_{i+1} = \min\{t_i, \|\hat{e}(t)\| \geq \beta\}. \quad (27)$$

其中: t_{i+1} 是下一个触发的时刻, t_i 为当前时刻, β 为触发阈值.

在 $t \in [t_1, \infty)$ 时, 去除初始数据冗余项 L_{IE} , 参数估计律为

$$\dot{\hat{\Theta}} = -\Gamma_{\theta}Q(L_0 + L_1 + L_2). \quad (28)$$

系统总误差 $e(t) \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 由 ESO 实时估计, 表示为

$$\begin{cases} \dot{\check{v}} = -2w(\check{v} - v) + Z(y, \tau)\hat{\theta} + \hat{e}, \\ \dot{\hat{e}} = -w^2(\check{v} - v), \end{cases} \quad (29)$$

其中 w 为设计的正常数. 首先, 为辨识误差设定可容许阈值 β , 若估计误差超出阈值, 则自适应辨识算法继续运行; 否则, 将估计参数 $\hat{\theta}$ 视为系统真实参数并清空数据缓存. 该触发方案在满足辨识精度要求的同时, 有效节约了系统资源. 其次, ESO 能够实时监控辨识系统, 在实际应用中若缺少此算法, 则无法获知辨识算法的估计精度或错误. 如图 2 所示, 该方案中的 ESO 为系统提供总辨识误差信息 \hat{e} , 当辨识误差较大时, 该信息可用于未来应用中的控制器设计, 以维持或提升控制性能. 最后, 系统辨识与误差估计过程实现解耦, 即两者之间无相互影响. ESO 事件触发机制的稳定性证明参见文献 [20].

实际实施过程中, 参数设计是关键难点之一. 首先, 参数 k_0 、 k_1 、 k_2 、 k_{IE} 和 k_{σ} 决定了系统的参数自适应律, 较大的自适应增益可实现更快的辨识, 但可能导致系统振荡, 因此需在辨识速度和稳定性之间做出合理权衡. 其次, 滤波增益 K 的选择应与系统信号的频率成正比. 最后, 通过增大 ESO 带宽 w 可有效监控辨识算法误差, 但实际应用中带宽通常受到测量噪声的限制. 所提出的船舶系统辨识算法的计算流程如图 3 所示, 具体的计算步骤如下.

step 1: 设定初始激励时间 T_{IE} , 并置初值 $v(t_0)$, $Z_f(t_0)$, $Z_{ff}(t_0)$, $u_f(t_0)$, $\hat{v}(t_0)$, $\hat{\Theta}(t_0)$, $\check{v}(t_0)$, $e(t_0)$ 和 $Q(t_0)$.

step 2: 由模型 (2) 的输入输出数据计算 $Z(y, \tau)$.

step 3: 由式 (9) 计算出 $Z_f(t)$, 由式 (18)~(20) 计算 $g(t)$ 和 $h(t)$, 由式 (21) 计算双层滤波矩阵 Z_{ff}

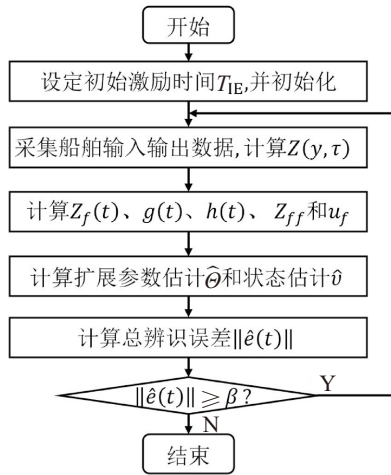


图3 双层滤波鲁棒自适应船舶系统辨识算法

和 u_f .

step 4: 分别由式 (25)、(28) 和 (10) 计算 $\hat{\Theta}$ 和 \hat{v} .

step 5: 根据式 (29) 计算出总辨识误差 $\|\hat{e}(t)\|$.

step 6: 判断 $\|\hat{e}(t)\|$ 是否大于等于 β , 如果是, 则转 step2 继续递推计算; 否则结束计算, 存储模型参数.

定理 1 对于满足假设 1 ~ 假设 4 条件下的船舶模型式 (1), 在多重干扰的情况下, 状态估计律 (10) 和扩展参数估计律 (25) 和 (28) 确保总体误差动态 $\xi(t) = [\tilde{v}, \tilde{\Theta}]^T$ 在任意时刻均满足 GUUB, 即

$$\|\xi(t)\| \leq \gamma_0 \|\xi(t_0)\| \exp\{-\gamma_1(t - t_0)\} + \gamma_2, \quad \forall t \geq t_0,$$

其中 γ_0 、 γ_1 和 γ_2 为正常数.

证明 选择 Lyapunov 函数

$$V = \frac{k_0}{2} \tilde{v}^T \tilde{v} + \frac{1}{2} \tilde{\Theta}^T Q^{-1} \Gamma_\theta^{-1} \tilde{\Theta}, \quad (30)$$

其满足不等式

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \lambda_{\max}^{-1}(\Gamma_\theta) Q^{-1} \|\tilde{\Theta}\|^2 &\leq \\ \frac{1}{2} \tilde{\Theta}^T (Q^{-1} \Gamma_\theta^{-1}) \tilde{\Theta} &\leq \frac{1}{2} \lambda_{\min}^{-1}(\Gamma_\theta) Q^{-1} \|\tilde{\Theta}\|^2. \end{aligned} \quad (31)$$

对 V 求导得

$$\dot{V} = k_0 \tilde{v}^T \dot{\tilde{v}} + \tilde{\Theta}^T Q^{-1} \Gamma_\theta^{-1} \dot{\tilde{\Theta}}. \quad (32)$$

将式 (11)、(23) 和 (25) 代入 (32), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -KCk_0 \tilde{v}^T \tilde{v} - k_0 \tilde{v}^T \delta_3(t) - k_1 \tilde{\Theta}^T h^T h \tilde{\Theta} - \\ & k_1 \tilde{\Theta}^T h^T \delta - k_2 \tilde{\Theta}^T Z_{ff}^T Z_{ff} \tilde{\Theta} - k_2 \tilde{\Theta}^T Z_{ff}^T \delta_{ff} - \\ & s k_{IE} \tilde{\Theta}^T M \tilde{\Theta} - s k_{IE} \tilde{\Theta}^T \Delta - (1-s) k_\sigma \tilde{\Theta}^T \hat{\Theta}. \end{aligned} \quad (33)$$

令 $\psi = \tilde{\Theta}^T h^T$, $\phi = \tilde{\Theta}^T Z_{ff}^T$, $\Delta = \delta_{ff}(t_0 + T_{IE})$,

在 $t \in [t_0, t_0 + T_{IE}]$ 时, 有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 + \left[k_0 \|v\| \|\delta_3\| - \frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 \right] - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 + \left[-\frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 + k_1 \|\psi\| \|\delta\| \right] - \\ & \frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 + \left[-\frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 + k_2 \|\phi\| \|\delta_{ff}\| \right] - \\ & \frac{1}{2} k_\sigma \|\tilde{\Theta}\|^2 + \left[-\frac{1}{2} k_\sigma \|\tilde{\Theta}\|^2 + k_\sigma \|\tilde{\Theta}\| \|\Theta\| \right]. \end{aligned} \quad (34)$$

式 (34) 进一步化简可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 - \frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 - \frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 - \\ & \frac{1}{2} k_\sigma \|\tilde{\Theta}\|^2 + \frac{1}{2} k_0 \|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2} k_1 \|\delta\|^2 + \\ & \frac{1}{2} k_2 \|\delta_{ff}\|^2 + \frac{1}{2} k_\sigma R^2. \end{aligned} \quad (35)$$

其中: $R \approx \|\Theta\|$, $\Psi = \frac{1}{2} k_0 \|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2} k_1 \|\delta\|^2 + \frac{1}{2} k_\sigma R^2 + \frac{1}{2} k_2 \|\delta_{ff}\|^2$. 已知 δ_3 , δ 和 δ_{ff} 有界, 因此设 Ψ 的上界为 D' , 进而可得

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 - \frac{1}{2} k_\sigma \|\tilde{\Theta}\|^2 + D'. \quad (36)$$

将不等式 (31) 代入 (36), 当 $t \in [t_0, t_0 + T_{IE}]$ 时, 有

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 - \frac{1}{2} \beta' Q^{-1} \Gamma_\theta^{-1} \|\tilde{\Theta}\|^2 + D'. \quad (37)$$

其中: $\beta' = k_\sigma / \lambda_{\max}^{-1}(\Gamma_\theta)$ 是一个正常数, 进而得出 $t \in [t_0, t_0 + T_{IE}]$ 时, 系统是 UUB.

当满足假设 4 时, 并根据推论 1, 当 $t \in [t_0 + T_{IE}, t_1]$ 时 \dot{V} 的上界可以描述为

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & \left[-\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 + k_0 \|v\| \|\delta_3\| \right] - \frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 + \\ & \left[-\frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 + k_1 \|\psi\| \|\delta\| \right] - \frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 + \\ & \left[-\frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 + k_2 \|\phi\| \|\delta_{ff}\| \right] - \frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 + \\ & \left[-\frac{1}{2} k_{IE} \lambda_{\min}(N) \|\tilde{\Theta}\|^2 + k_{IE} \|\tilde{\Theta}\| \|\Delta\| \right] - \\ & \frac{1}{2} k_{IE} \lambda_{\min}(N) \|\tilde{\Theta}\|^2. \end{aligned} \quad (38)$$

其中: $\lambda_{\min}(N)$ 是 N 的最小特征值, Δ 是在 $t_0 + T_{IE}$ 时的双层滤波干扰值. \dot{V} 进一步可以描述为

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} KCk_0 \|v\|^2 - \frac{1}{2} k_1 \|\psi\|^2 - \frac{1}{2} k_2 \|\phi\|^2 - \\ & \frac{1}{2} k_\sigma \|\tilde{\Theta}\|^2 + \frac{1}{2} k_0 \|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2} k_1 \|\delta\|^2 + \\ & \frac{1}{2} k_2 \|\delta_{ff}\|^2 + \frac{1}{2} k_{IE} R^2 \frac{\|\Delta\|^2}{\lambda_{\min}(N)}. \end{aligned} \quad (39)$$

令 $D = \left(\frac{1}{2} k_0 \|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2} k_1 \|\delta\|^2 + \frac{1}{2} k_2 \|\delta_{ff}\|^2 + \frac{1}{2} k_{IE} R^2 \frac{\|\Delta\|^2}{\lambda_{\min}(N)} \right)$, 设 D 的上界为 D_r , 当 $t \in [t_0 + T_{IE}, t_1]$ 时, 将不等式 (31) 代入 (39), \dot{V} 化简为

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2}KCk_0\|v\|^2 - \frac{1}{2}\alpha Q^{-1}\Gamma_\theta^{-1}\|\tilde{\Theta}\|^2 + D_r. \quad (40)$$

其中: $\alpha \approx k_{IE}\lambda_{\min}(N)/\lambda_{\min}^{-1}(\Gamma_\theta)$ 是一个正常数, 进而得出当 $t \in [t_0 + T_{IE}, t_1]$ 时, 系统是 UUB. 同理, 当 $t \in [t_1, \infty)$ 时, 有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2}g(KCk_0\|v\|^2 + k_1\|\psi\|^2 + k_2\|\phi\|^2 + k_\sigma\|\tilde{\Theta}\|^2) + \\ & \frac{1}{2}k_0\|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2}k_1\|\delta\|^2 + \frac{1}{2}k_2\|\delta_{ff}\|^2. \end{aligned} \quad (41)$$

同理, 令 $\Phi = \left(\frac{1}{2}k_0\|\delta_3\|^2 + \frac{1}{2}k_1\|\delta\|^2 + \frac{1}{2}k_2\|\delta_{ff}\|^2\right)$, 设 Φ 的上界为 D_0 , 当 $t \in [t_1, \infty)$ 时, \dot{V} 化简为

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2}(\alpha'\|v\|^2 + k_1\|\psi\|^2 + k_2\|\phi\|^2) + D_0, \quad (42)$$

其中 $\alpha' = KCk_0$. 至此, 说明当 $t \in [t_0, \infty)$ 时, 所提出辨识算法是 GUUB. \square

3 仿真分析

为验证在线鲁棒自适应系统辨识方法的有效性, 根据图3所示的辨识算法步骤, 利用 Matlab-Simulink 进行仿真实验. 仿真船舶为一艘模型船, 其参数参见文献[16], 初始状态设置为 $u_0 = 0.3, v_0 = 0.1, r_0 = 0.2$, 初始状态估计值为 $\hat{u}_0 = \hat{v}_0 = \hat{r}_0 = 0$; 控制参数选取如下: $k_0 = 0.01, k_1 = 0.01, k_2 = 0.01, k_{IE} = 5, k_\sigma = 1, \Gamma_\theta = 1000$; 第1层滤波参数 $K = 10$; 第2层滤波参数 $K_f = 0.01$; 遗忘因子 Q 的初值和参数分别为 $Q_0 = I_{48}, \lambda = 0.9$ 和 $K_a = 1.2$; ESO 调节参数为 $w = 5$; 事件触发阈值 $\beta = 0.05$; 初始激励时间 $T_{IE} = 5$ s, 输出增益 $C = I_3$. 在 100 ~ 150 s 时间段引入多重扰动

$$\begin{cases} \delta_1 = [0.06 \sin(2t), 0.12 \sin(2t), 0.06 \sin(2t)]^T, \\ \delta_2 = [0.03 \sin(2t), 0.15 \sin(2t), 0.08 \sin(2t)]^T. \end{cases} \quad (43)$$

船舶水动力导数在 200 s 时发生变化, 为验证本文方法的优越性, 将其与文献[12,15]方法作对比.

图4 ~ 图7展示了采用所提出方法与文献[15]方法在纵荡、横荡和船摇方向上对水动力导数和惯性矩阵参数估计的结果. 点线表示模型参数真实值, 虚线表示采用文献[15]对比方法的模型参数估计值, 实线表示采用所提出方法模型参数估计值. 结果显示, 在初始激励时间 T_{IE} 之后, 参数迅速收敛至真实值, 对比可知, 所提出方法的收敛速度更快. 在 100 s ~ 150 s 期间, 干扰 δ_1 和 δ_2 被引入系统, 所提出方法表现出良好的鲁棒性, 当干扰被移除时, 所提出方法仍能准确地辨识参数. 为测试所提出方法的自适应能力, 水动力导数在 200 s 时发生变化. 结果表明, 对

比方法无法适应该变化, 而所提出方法则能有效适应参数变化.

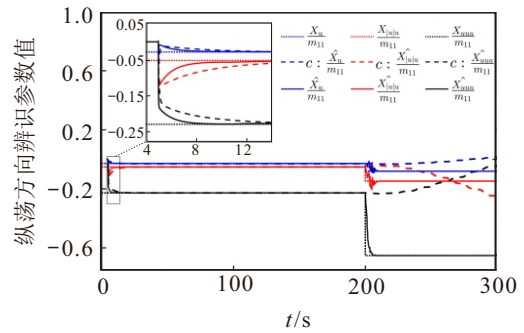


图4 纵荡方向系数估计

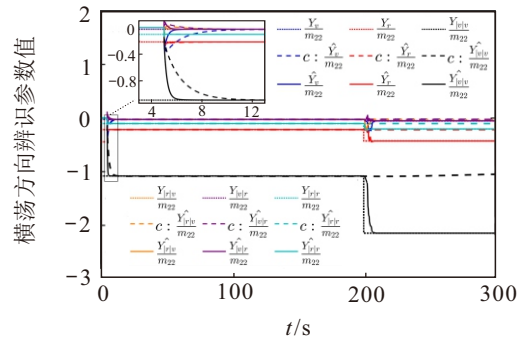


图5 横荡方向参数估计

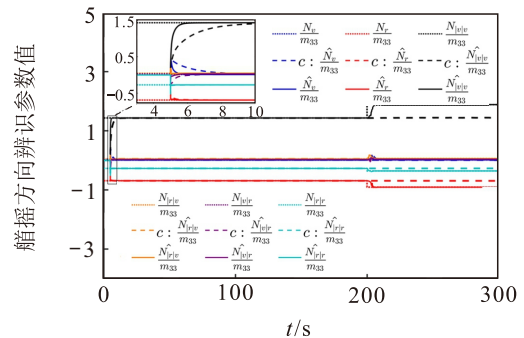


图6 船摇方向参数估计

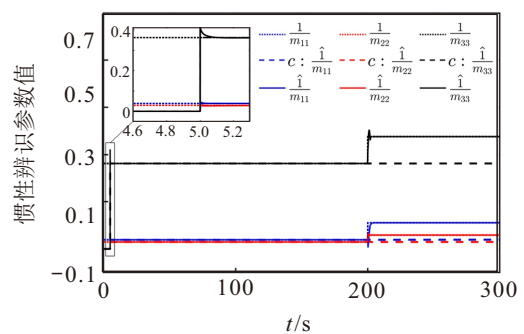


图7 惯性参数估计

为进一步说明本文方法的有效性, 引入文献[12]方法作对比, 图8、图9和图10分别为状态 u, v 和 r 的估计误差, 其中红色实线、蓝色点线和黑色点划线分别为本文方法、文献[12]和文献[15]方法的状态误差. 由图可知, 所提出方法在状态估计性能上明显优越, 其估计值在 6 s 内收敛至真实值, 并且能够

在 200 s 后准确估算船舶状态, 而文献 [12,15] 方法则无法实现该点. 图 11 中实线为所提出方法的参数误差, 虚线为文献 [12] 方法, 对比可知所提出方法具有更好的鲁棒性和适应性. 图 12 展示了状态初值估

计的效果. 结果表明, 在初始激励时间 T_{IE} 之后, 状态初值估计值迅速收敛至真实状态初值.

文献 [21-22] 提出一种衡量辨识参数收敛速度的方法, 定义“估算时间”为参数 5% 误差范围内收敛至真值所需的时间. 表 1 为各参数的估计时间. 所提出方法的平均估计时间为 6.52 s, 而文献 [15] 方法为 9.38 s. 相比之下, 本文方法估计速度提升 30.5%

表1 参数收敛时间 单位: s

参数	本文方案	对比方案	参数	本文方案	对比方案
X_u/m_{11}	9.02	14.18	N_v/m_{33}	5.60	11.60
$X_{ u }/m_{11}$	14.9	18.89	N_r/m_{33}	5.50	7.49
X_{uu}/m_{11}	8.99	16.90	$N_{ v v}/m_{33}$	6.40	12.63
Y_v/m_{22}	6.25	11.90	$N_{ r r}/m_{33}$	7.61	8.52
Y_r/m_{22}	5.70	8.40	$N_{ v r}/m_{33}$	6.62	8.24
$Y_{ v v}/m_{22}$	6.60	12.01	$N_{ r r}/m_{33}$	5.26	5.42
$Y_{ r r}/m_{22}$	6.17	10.10	$1/m_{11}$	5.01	5.03
$Y_{ v r}/m_{22}$	6.30	9.01	$1/m_{22}$	5.02	5.11
$Y_{ r r}/m_{22}$	5.40	7.28	$1/m_{33}$	5.15	5.23
$(Y_{\dot{v}} - X_{\dot{u}})/m_{33}$	6.10	6.50	$-m_{11}/m_{22}$	6.10	6.81
m_{22}/m_{11}	5.30	5.81	平均值	6.52	9.38

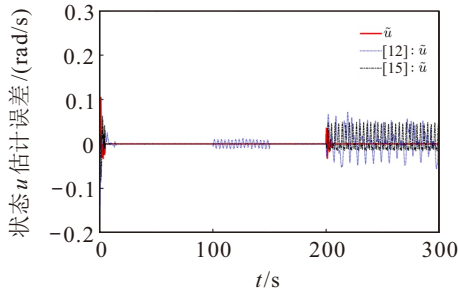


图8 状态 u 估计误差

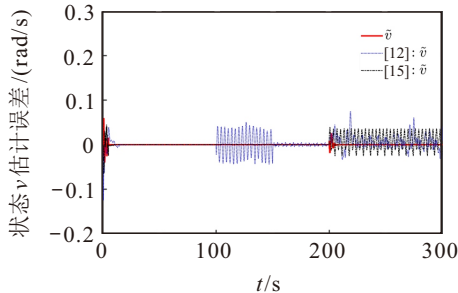


图9 状态 v 估计误差

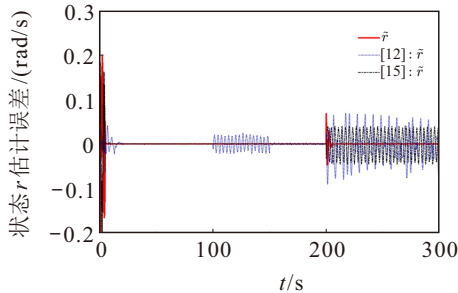


图10 状态 r 估计误差

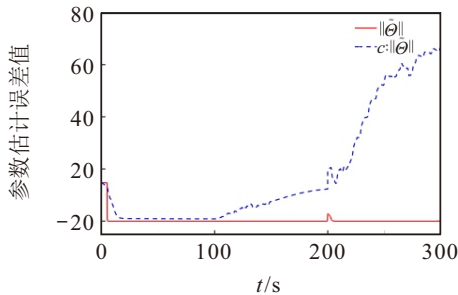


图11 文献 [12] 对比方法参数估计误差

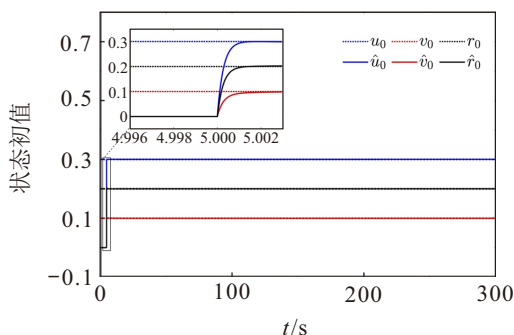


图12 状态初值估计

从图 4 ~ 图 12 可知, 在系统参数变化的初始阶段, 所提出的辨识方法依赖于初始激励, 能够迅速且精确地估计未知参数、状态及状态初值. 图 13 展示了 ESO 观测系统总误差的动态变化, 表明纵荡、横荡和艏摇方向上的总系统误差 $\hat{e}(t)$ 可以基于 ESO 进行有效估计, 从而实现扩展参数和状态估计准确性的实时监测. 具体而言, 当总误差 $\hat{e}(t)$ 趋近于零时, 参数估计被视为准确. 利用 $\hat{e}(t)$ 作为事件触发机制的信号, 当 $\|\hat{e}(t)\| \geq \beta$ 时, 扩展参数和状态的更新律正常运行; 否则, 则停止更新. 这一触发机制有效节约了系统资源, 提高了效率.

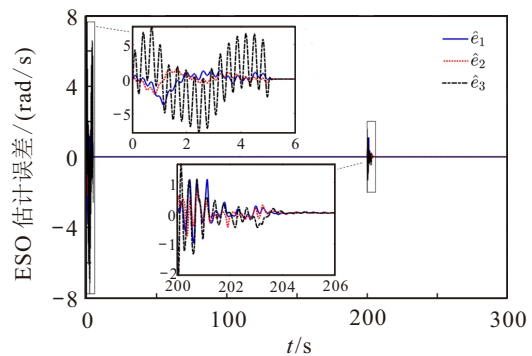


图13 ESO 估计系统误差

4 结论

针对具有未知参数船舶模型的系统辨识问题, 考虑到船舶模型的非线性特征、测量干扰及未知外

部干扰, 本文提出了一种在线鲁棒自适应系统辨识方法. 该方法基于 IE 条件设计了双层滤波回归器, 构造了复合鲁棒自适应参数及状态更新律, 实现对船舶未知系数、运动状态及初始状态信息的实时估计, 克服了传统自适应辨识中 PE 条件的局限性. 本文还设计了基于 ESO 的事件触发机制, 以节约系统资源、提高运行效率并监控辨识系统精度. 所提出算法无需依赖系统不确定扰动的先验信息, 对多重扰动展现出良好的鲁棒性, 且对于变化的参数具有良好的适应性, 并确保所有误差信号 GUUB. 本文方法有助于推动船舶系统辨识领域的发展, 随着技术不断成熟, 有望在更多场景得到应用, 如船舶的路径跟踪、目标跟踪、动态定位及协同编队控制等.

参考文献 (References)

- [1] Xu P F, Cheng C, Cheng H X, et al. Identification-based 3 DOF model of unmanned surface vehicle using support vector machines enhanced by cuckoo search algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 197: 106898.
- [2] Jiang Y, Hou X R, Wang X G, et al. Identification modeling and prediction of ship maneuvering motion based on LSTM deep neural network[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2022, 27(1): 125-137.
- [3] Yoon H K, Rhee K P. Identification of hydrodynamic coefficients in ship maneuvering equations of motion by Estimation-Before-Modeling technique[J]. *Ocean Engineering*, 2003, 30(18): 2379-2404.
- [4] Tian Y F, Huang L W, Chen L J, et al. System identification based parameter identification of responding type ship motion model[C]. 2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety. Liverpool, 2019: 542-547.
- [5] 赵小国, 刘丁, 景坤雷. 融合改进蚁狮算法和 T-S 模糊模型的噪声非线性系统辨识[J]. *控制与决策*, 2019, 34(4): 759-766.
(Zhao X G, Liu D, Jing K L. Identification of nonlinear system with noise based on improved ant lion optimization and T-S fuzzy model[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(4): 759-766.)
- [6] Zhang Z S, Zhang Y, Wang J W, et al. Parameter identification and application of ship maneuvering model based on TO-CSA[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 113128.
- [7] Wang S S, Wang L J, Im N, et al. Real-time parameter identification of ship maneuvering response model based on nonlinear Gaussian Filter[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 247: 110471.
- [8] 潘雅璞, 谢莉, 杨慧中. 基于 KRLS 的非均匀采样非线性系统辨识[J]. *控制与决策*, 2021, 36(12): 3049-3055.
(Pan Y P, Xie L, Yang H Z. Identification of nonuniformly sampled nonlinear systems based on KRLS[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(12): 3049-3055.)
- [9] Zhang Q H, Besancon G. An adaptive observer for sensor fault estimation in a class of uniformly observable non-linear systems[J]. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2008, 4(1): 37.
- [10] Chen K W, Astolfi A. Adaptive control of linear systems with time-varying parameters[C]. 2018 Annual American Control Conference. Milwaukee, 2018: 80-85.
- [11] Patil O S, Sun R H, Bhasin S, et al. Adaptive control of time-varying parameter systems with asymptotic tracking[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 67(9): 4809-4815.
- [12] Roy S B, Bhasin S, Kar I N. Combined MRAC for unknown MIMO LTI systems with parameter convergence[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 63(1): 283-290.
- [13] Basu Roy S, Bhasin S, Kar I N. Composite adaptive control of uncertain Euler-Lagrange systems with parameter convergence without PE condition[J]. *Asian Journal of Control*, 2020, 22(1): 1-10.
- [14] Basu Roy S, Bhasin S, Narayan Kar I. A UGES switched MRAC architecture using initial excitation[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, 50(1): 7044-7051.
- [15] Katiyar A, Roy S B, Bhasin S. Initial-excitation-based robust adaptive observer for MIMO LTI systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(4): 2536-2543.
- [16] Skjetne R, Fossen T I, Kokotović P V. Adaptive maneuvering, with experiments, for a model ship in a marine control laboratory[J]. *Automatica*, 2005, 41(2): 289-298.
- [17] Luenberger D G. Observing the state of a linear system[J]. *IEEE Transactions on Military Electronics*, 1964, 8(2): 74-80.
- [18] Zhang Q. Adaptive observer for multiple-input-multiple-output (MIMO) linear time-varying systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(3): 525-529.
- [19] Farza M, M'Saad M, Maatoug T, et al. Adaptive observers for nonlinearly parameterized class of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2009, 45(10): 2292-2299.
- [20] Yue J W, Liu L, Gu N, et al. Online adaptive parameter identification of an unmanned surface vehicle without persistency of excitation[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 250: 110232.
- [21] 丁锋. 系统辨识算法的复杂性、收敛性及计算效率研究[J]. *控制与决策*, 2016, 31(10): 1729-1741.
(Ding F. Complexity, convergence and computational efficiency for system identification algorithms[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(10): 1729-1741.)
- [22] Franklin G F, Powell J D, Emami-Naeini A. Feedback control of dynamic systems[M]. The 8th edition. New York, NY: Pearson, 2018.

作者简介

李景志 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为船舶运动控制, E-mail: lijingzhi2023@foxmail.com;

刘志全 (1986-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为船舶运动控制, E-mail: liuzhiquan215@sina.com.