



考虑执行器动态特性的船舶动力定位鲁棒事件触发控制

李博 张国庆 张显库 吕红光

Robust event-triggered control algorithm for ship dynamic positioning considering dynamic characteristics of actuators

LI Bo, ZHANG Guoqing, ZHANG Xianku, L Hongguang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03581>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

考虑舵机故障的船舶鲁棒自适应航向保持控制

Robust adaptive course-keeping control of under-actuated ships with the rudder failure

中国舰船研究. 2023, 18(1): 116-123 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02525>

基于神经网络的鲁棒自适应舵减摇控制

Robust adaptive rudder roll stabilization control based on neural network

中国舰船研究. 2023, 18(3): 86-93, 103 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02699>

具有避碰和连通性保持的多USV分布式事件触发编队控制

Distributed event-triggered formation control of multiple USVs with collision avoidance and connectivity preservation

中国舰船研究. 2024, 19(1): 200-210 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.03390>

动力定位船舶模糊解耦定速航行控制算法

Fuzzy decoupling constant-velocity navigation control algorithm for dynamic positioning ship

中国舰船研究. 2019, 14(3): 152-157 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01373>

基于模糊规则的鲁棒预测舵减摇控制

Rudder roll stabilization with robust predictive control based on fuzzy rules

中国舰船研究. 2023, 18(4): 206-214 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02822>

基于蝗虫优化算法的大型运输船舶自适应控制

Adaptive control of large transport ship based on grasshopper optimization algorithm

中国舰船研究. 2023, 18(3): 66-74 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02782>



扫码关注微信公众号，获得更多资讯信息

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03581>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 李博, 张国庆, 张显库, 等. 考虑执行器动态特性的船舶动力定位鲁棒事件触发控制[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(3): 202–210.

LI B, ZHANG G Q, ZHANG X K, et al. Robust event-triggered control algorithm for ship dynamic positioning considering dynamic characteristics of actuators[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(3): 202–210 (in both Chinese and English).

考虑执行器动态特性的船舶动力定位 鲁棒事件触发控制



扫码阅读全文

李博, 张国庆*, 张显库, 吕红光

大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026

摘要: [目的] 为解决航海工程应用中全驱动船舶的动力定位控制任务所存在的通信资源限制、参数不确定等问题, 提出一种考虑执行器动态特性的船舶动力定位鲁棒事件触发控制算法。[方法] 该算法采用径向基函数(RBF)神经网络对系统不确定进行逼近, 同时针对通信带宽受限约束而引入零阶保持器, 在传感器-控制器信道中设计一种新颖的事件触发机制, 以降低传感器-控制器和控制器-执行器信道中的信号传输频率并显著节约系统的通信资源。此外, 该算法通过设计在线更新的自适应参数来补偿执行器的增益不确定性, 从而降低计算负载, 以保证船舶能够稳定地执行动力定位任务。[结果] 利用李雅普诺夫稳定性理论证明了闭环控制系统中所有误差变量均满足半全局一致最终有界(SGUUB)稳定, 并通过对比仿真实验证明了该算法的有效性。[结论] 研究成果可为推进智能船舶装备研制提供参考。

关键词: 动力定位; 事件触发控制; 鲁棒神经阻尼; 自适应控制系统

中图分类号: U665.261; U664.82

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03581

0 引言

随着海洋工程对船舶控制要求的不断提高, 全驱动船舶得到了日益广泛的应用。同时, 在船舶智能化、无人化^[1]的发展趋势下, 船舶动力定位系统已经引起了国内外大量科研人员的研究与关注。动力定位系统是一种典型的海洋机械电子系统, 可以通过主推进器和辅助推进器在不同的运动方向产生力和力矩, 从而令船舶保持预先设定的位置和航向, 该系统主要用于海洋钻井平台、海洋电缆管道铺设等工程领域^[2]。然而, 在现有船舶动力定位控制技术的研究中, 大多将船舶假定为理想状态, 忽略了船舶网络控制系统的通信带宽限制对船舶控制性能的影响。基于此, 本文拟研究一种形式简捷、低通信负载、便于实际工

程应用的具有事件触发机制的船舶自适应动力定位控制算法。

第1个动力定位系统于20世纪60年代问世, 其将单输入/单输出比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)控制算法与低通、陷波滤波器相结合来稳定船舶的水平运动^[3]。此后, 大量更先进的动力定位控制方案相继出现, 例如混合控制^[4]、非线性滑模控制^[5]、模糊控制^[6]等。Benetazzo^[7]提出的离散变结构动力定位控制器, 采用卡尔曼滤波器来估计环境扰动, 其性能优于基于被动观测器的PID控制器。Veksler等^[8]将模型预测控制算法引入至具有推力分配的动力定位控制策略中, 解决了未知环境扰动与执行器输入饱和的问题。Du等^[9]提出一种鲁棒自适应输出反馈控制器, 将径向基函数(radial basis func-

收稿日期: 2023-10-08 修回日期: 2023-12-16 网络首发时间: 2024-06-27 10:25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52171291, 51909018); 大连市杰出青年科技人才项目(2022RJ07); 大连市重点领域创新团队支持计划项目(2020RT08)

作者简介: 李博, 男, 1998年生, 博士生。研究方向: 船舶运动控制, 航向保持控制。E-mail: lb_0534@163.com

张国庆, 男, 1987年生, 博士, 副教授, 博士生导师。研究方向: 船舶运动控制、智能控制。

E-mail: zgq_dlm@163.com

张显库, 男, 1968年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 船舶运动控制、鲁棒控制。

E-mail: zhangxk@dlmu.edu.cn

吕红光, 男, 1981年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 船舶智能驾驶技术。E-mail: lhg@dlmu.edu.cn

*通信作者: 张国庆

tion, RBF) 神经网络与高增益观测器融入 Back-stepping 方法中, 以解决船舶的未知动态参数、未测量速度以及未知时变扰动等问题; 然而, 其具有一定的局限性, 因为高增益观测器仅能保证估计误差的有界性, 无法在李雅普诺夫理论框架下开展分析, 故不利于闭环系统的稳定性设计。此外, 为进一步提高理论算法在海洋工程应用中的可实施性, Fang 等^[10] 基于神经网络设计了一种自调谐比例-导数 (proportional-derivative, PD) 控制器, 且在模拟的短波峰下论证了该算法的预期性能。

上述关于动力定位的研究均采用时间驱动的方法, 但控制信号的连续传输将导致网络拥塞、计算量大, 甚至降低控制性能。为解决上述问题, 相关学者提出了大量的事件触发控制算法, 例如, 针对非线性连续时间系统, Zhong 等^[11] 提出基于动态规划的自适应事件触发方法, 相比固定采样周期的传统方法, 该方法仅在事件触发时对状态进行采样, 从而降低了信道占用率。Zhang 等^[12] 采用非线性小增益方法, 提出 3 种不同的事件触发反馈控制机制, 通过将事件触发机制引入至基于模型的自适应网络控制中, 并在线调整系统状态, 从而降低了通信负载。Sahoo 等^[13] 结合神经网络技术, 针对多输入/多输出的连续时间未知仿射非线性系统提出一种基于逼近的事件触发控制算法, 其中控制输入可以在基于事件的传输环境下通过神经网络直接逼近。

基于上述研究成果, 鉴于船舶网络控制系统存在带宽受限这一实际约束, 本文拟提出一种考虑执行器动态特性的船舶动力定位鲁棒事件触发控制算法, 以降低通信负载和计算负载。通过采用 RBF 神经网络对系统不确定性进行处理, 设计一种新颖的事件触发机制, 以保证控制信号在控制器和执行器之间进行非周期传输, 从而降低信号传输频率并节约通信资源。不同于文献 [14] 在控制器-执行器信道中设计事件触发机制, 本文将在传感器-控制器信道中进行事件触发机制设计, 从而在降低传感器-控制器信道中信号传输次数的同时, 也能降低控制信号在控制器-执行器信道中的传输次数。此外, 不同于文献 [14] 中的连续自适应律, 本文将设计事件触发式自适应更新律, 以进一步降低计算负载与通信负载。

1 基础知识

1.1 船舶非线性数学模型

动力定位船舶的非线性数学模型^[15] 为

$$\dot{\eta} = R(\psi)v$$

$$M\dot{v} + D_1v + D_n(v) = \tau + \tau_w \quad (1)$$

其中:

$$R(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$M = \begin{bmatrix} m - X_{\dot{u}} & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\dot{v}} & mX_G - Y_{\dot{r}} \\ 0 & mX_G - Y_{\dot{r}} & I_z - N_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} -X_u & 0 & 0 \\ 0 & -Y_v & -Y_r \\ 0 & -N_v & -N_r \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$D_n(v) = \begin{bmatrix} -X_{|u|u}|u|u + Y_{|v|v}|v|r + Y_{|r|r}r \\ -X_{uv}uv - Y_{|v|v}|v|v - Y_{|v|r}|v|r \\ (X_{\dot{u}} - Y_{\dot{v}})uv - Y_{\dot{r}}ur - N_{|v|v}|v|v - N_{|v|r}|v|r \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\tau = T(\delta)\kappa(n)u_p \quad (6)$$

式中: $\eta = [x, y, \psi]^T \in \mathbb{R}^3$, $v = [u, v, r]^T \in \mathbb{R}^3$, 分别为动力定位船舶的姿态矢量和速度矢量, 其中 x, y 为位置坐标, ψ 为船舶航向角, u, v, r 分别为前进、横漂和艏摇的速度, $\mathbb{R}^3$ 和 $\mathbb{R}$ 分别为三维、一维向量空间; $R(\psi)$ 为转换矩阵且满足 $R^{-1}(\psi) = R^T(\psi)$; M 为惯性矩阵; m, X_G, I_z 分别为船舶质量、船舶重心 G 在附体坐标系中的纵向坐标及惯性矩; $X_{\dot{u}}, Y_{\dot{v}}, Y_{\dot{r}}$ 为附加质量; $N_{\dot{r}}$ 为附加惯性矩; D_1v , $D_n(v)$ 分别为线性、非线性水动力或力矩; $X_u, X_{|u|u}, N_{|v|r}, Y_v, Y_r, N_r, N_v, Y_{|v|v}, Y_{|v|r}, N_{|v|v}$ 均为水动力导数; $\tau = [\tau_u, \tau_v, \tau_r]^T \in \mathbb{R}^3$, 为船舶控制输入矢量, 其中 τ_u, τ_v, τ_r 分别为前进、横漂方向的控制力及艏向控制力矩; $T(\delta) \in \mathbb{R}^{3 \times q}$, 为推力配置矩阵, 其值取决于推进器位置, 其中 δ 为全回转推进器的方位角, q 为推进器的数量; $\mathbb{R}^{3 \times q}$ 为 $3 \times q$ 型矩阵空间; $\kappa(n) = \text{diag}\{\kappa_1(n_1), \kappa_2(n_2), \dots, \kappa_n(n_q)\} \in \mathbb{R}^{q \times q}$, 为取决于螺旋桨转速 n_i 的未知力系数矩阵, 其中 $\mathbb{R}^{q \times q}$ 为 $q \times q$ 型矩阵空间, 且 $i=1, 2, \dots, q$; $u_p = [|p_1|p_1, |p_2|p_2, \dots, |p_q|p_q]^T$, 为实际的可控输入, 其中螺旋距比 $p_i \in [-1, 1]$; $\tau_w = [\tau_{wu}, \tau_{wv}, \tau_{wr}]^T \in \mathbb{R}^3$, 为外部环境扰动矢量, 其中 $\tau_{wu}, \tau_{wv}, \tau_{wr}$ 分别为前进、横漂方向的环境扰动力以及影响艏向的扰动力矩。

鉴于实际工程需求, 作出如下假设。

假设 1: 惯性矩阵 M 是正定且可逆的。在实际工程应用中, 船舶一般具有左右对称、前后近似对称的外形特征, 故该假设易于满足。

假设 2: 外部环境扰动矢量 $\tau_w = [\tau_{wu}, \tau_{wv}, \tau_{wr}]^T$ 存在未知的常数矢量 $\bar{\tau}_w = [\bar{\tau}_{wu}, \bar{\tau}_{wv}, \bar{\tau}_{wr}]^T$, 且满足 $|\tau_{wu}| \leq \bar{\tau}_{wu}, |\tau_{wv}| \leq \bar{\tau}_{wv}, |\tau_{wr}| \leq \bar{\tau}_{wr}$ 。

本文的控制目标是设计一种考虑推力分配约束的船舶动力定位鲁棒事件触发控制算法, 从而保证船舶以较快的速度收敛至期望姿态, 同时减少信号传输次数以降低通信负载。

1.2 RBF 神经网络

该算法中的 RBF 神经网络用于逼近系统不确定性, 基于此, 引入如下引理。

引理 1^[15]: 对于任意给定的非线性连续函数 $f(x)$ (其中 $f(0)=0$), 可以采用 RBF 神经网络以任一精度对其进行逼近, 即

$$f(x) = S(x)Ax + \varepsilon \quad (7)$$

式中: 输入矢量 $x \in \mathbb{N}_x$, $\mathbb{N}_x$ 为 n' 维向量空间 $\mathbb{R}^{n'}$ 上的一个紧集; A 为神经网络权值矢量; ε 为神经网络逼近误差; RBF 矢量 $S(x) = [s_1(x), s_2(x), \dots, s_h(x), \dots, s_l(x)]^T$, 其中

$$s_h(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\rho_h} \exp\left(-\frac{(x-\xi_h)^T(x-\xi_h)}{2\rho_h^2}\right) \quad (8)$$

式中: $s_h(x)$ 为高斯函数, $h=1, 2, \dots, l$ ($l>1$, 表示神经网络节点的数量); ρ_h 为高斯函数的宽度值; $\xi_h = [\xi_{h1}, \xi_{h2}, \dots, \xi_{hn'}]^T$, 为高斯函数的中心, 其中 n' 为神经网络输入矢量 x 的维数。

2 船舶自适应事件触发控制器设计

本节将引入零阶保持器 (zero-order hold, ZOH) 对事件触发机制进行设计, 即上一采样时刻的状态变量保持不变, 直至下一采样时刻才进行更新。为便于分析和设计, 将时域分割为连续的采样时间间隔 ($t \in (t_k, t_{k+1})$) 和采样时刻 ($t = t_k$): 在采样时间间隔内, 无人艇的姿态变量 $\eta(t)$ 和速度变量 $v(t)$ 保持不变, 即 $\hat{\eta}(t) = \eta(t_k)$, $\hat{v}(t) = v(t_k)$, 其中 $\hat{\eta}(t)$ 和 $\hat{v}(t)$ 分别为 $\eta(t), v(t)$ 引入零阶保持器之后的输出信号; 在采样时刻, 无人艇姿态变量和速度变量将进行更新, 即 t^+ 时刻的 $\hat{\eta}(t^+) = \eta(t_k)$, $\hat{v}(t^+) = v(t_k)$, 因此, 事件触发误差可以表示为姿态变量误差 $e_\eta = \eta(t) - \hat{\eta}(t)$, 速度变量误差 $e_v = [e_{vu}, e_{vv}, e_{vr}]^T = v(t) - \hat{v}(t)$ 。

结合上述事件触发机制, 对采样时间间隔内的控制器进行如下设计。

第 1 步: 定义期望姿态 $\eta_d \in \mathbb{R}^3$, 姿态误差矢量 $\eta_e = \eta - \eta_d$, 则 η_e 的导数为

$$\dot{\eta}_e = R(\psi)v - \dot{\eta}_d \quad (9)$$

设计虚拟控制律 α_1 为

$$\alpha_1 = -R^{-1}(\psi)k_\eta\hat{\eta}_e \quad (10)$$

式中: k_η 为设计参数; $\hat{\eta}_e = \hat{\eta} - \eta_d$, 为事件触发的姿态误差矢量, 其中 $\hat{\cdot}$ 表示 $\cdot$ 的估计运算。

定义速度误差矢量 $v_e = v - \alpha_1$, 则

$$\begin{aligned} \dot{\eta}_e &= R(\psi)(v_e + \alpha_1) - \dot{\eta}_d = -k_\eta\hat{\eta}_e + R(\psi)v_e = \\ &= -k_\eta\eta_e + k_\eta e_\eta + R(\psi)v_e \end{aligned} \quad (11)$$

第 2 步: 基于上述分析, 速度误差矢量 v_e 的导数为

$$\dot{v}_e = M^{-1}[-D_1v - D_n(v) + T(\delta)\kappa(n)u_p + \tau_w - M\dot{\alpha}_1] \quad (12)$$

式中, $D_1v + D_n(v)$, 为系统的不确定性项。在实际工程中, 由于海洋环境与船体结构的复杂性, 无法精确地获取具体的船舶模型动态参数, 故给船舶稳定性带来了严峻的挑战。为解决这一问题, 本文将采用 RBF 神经网络来逼近未知的不确定性项, 即

$$\begin{aligned} F_m(v) &= S_v(v)A_vv + \varepsilon_v = \\ &= \begin{bmatrix} S_u(v) & 0 & 0 \\ 0 & S_v(v) & 0 \\ 0 & 0 & S_r(v) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_u \\ A_v \\ A_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_u \\ \varepsilon_v \\ \varepsilon_r \end{bmatrix} = \\ &= S_v(v)A_v\alpha_1 + S_v(v)A_vv_e + \varepsilon_v = \\ &= S_v(v)A_v\alpha_1 + \beta_v S_v(v)\omega_v + \varepsilon_v \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $F_m(v) = D_1v + D_n(v)$, 为系统的不确定性项; $S_u(v) = S_v(v) = S_r(v) \in \mathbb{R}^{1 \times l}$, 均为径向基函数的子矩阵且具有相同的输入矢量 v , 其中 $\mathbb{R}^{1 \times l}$ 为 $1 \times l$ 型矩阵空间; $S_v(v)$ 为高斯函数矩阵; $A_v \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\varepsilon_v \in \mathbb{R}^3$, 均为神经网络逼近误差矢量, 其中 ε_v 的上界矢量为 $\bar{\varepsilon}_v$; A_u, A_v, A_r 分别为前进、横漂和艏摇 3 个自由度的神经网络权值矢量; $\varepsilon_u, \varepsilon_v, \varepsilon_r$ 分别为前进、横漂和艏摇 3 个自由度的神经网络逼近误差; $\beta_v = \|A_v\|_F$, 为 A_v 的范数, 其中 $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数运算; $\omega_v = A_v^F v_e$, 其中 $A_v^F = A_v / \|A_v\|_F$, 则 $\beta_v \omega_v = A_v v_e$ 。

定义 $\theta = S_v(v)A_v\alpha_1 + \varepsilon_v - \tau_w$, 得

$$v_e^T \theta = \|v_e\| \|S_v(v)A_v\alpha_1 + \varepsilon_v - \tau_w\| \leq \varsigma_v \|v_e\| \varphi_v \quad (14)$$

式中: $\varsigma_v = \max\{\|\bar{\varepsilon}_v\| + \|\bar{\tau}_w\|, \|A_v\|_F\}$, 其中 $\|\bar{\varepsilon}_v\|$, $\|\bar{\tau}_w\|$ 分别为 $\bar{\varepsilon}_v$, $\bar{\tau}_w$ 的 Euclidean 范数, $\|\cdot\|$ 表示 Euclidean 范数运算; $\varphi_v = 1 + \|S_v(v)\| \|\alpha_1\|$ 。

基于杨氏不等式, 得

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_e^T \boldsymbol{\theta} + \beta_{\bar{v}} \mathbf{v}_e^T \mathbf{S}_{\bar{v}}(\mathbf{v}) \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}} &\leq \frac{\phi_{\bar{v}}^2 \mathbf{v}_e^T \mathbf{k}_{\bar{v}d} \mathbf{v}_e}{4} + \frac{\mathbf{S}_{\bar{v}}^2}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}} + \\ &\frac{\|\mathbf{S}_{\bar{v}}(\mathbf{v})\|_F^2 \mathbf{v}_e^T \mathbf{k}_{\bar{v}d} \mathbf{v}_e}{4} + \frac{\beta_{\bar{v}}^2 \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}}^T \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}}}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}} = \\ &\Phi_{\bar{v}} \mathbf{v}_e^T \mathbf{k}_{\bar{v}d} \mathbf{v}_e + \frac{\mathbf{S}_{\bar{v}}^2}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}} + \frac{\beta_{\bar{v}}^2 \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}}^T \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}}}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}} \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{k}_{\bar{v}d}$ 为设计参数矩阵; $\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}$ 为矩阵 $\mathbf{k}_{\bar{v}d}$ 的最小特征值; $\Phi_{\bar{v}} = (1/4)[\phi_{\bar{v}}^2 + \|\mathbf{S}_{\bar{v}}(\mathbf{v})\|_F^2]$, 为鲁棒神经阻尼项。

基于上述分析, 得

$$\dot{\mathbf{v}}_e = \mathbf{M}^{-1}[-\boldsymbol{\theta} - \beta_{\bar{v}} \mathbf{S}_{\bar{v}}(\mathbf{v}) \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}} + \mathbf{T}(\delta) \boldsymbol{\kappa}(\mathbf{n}) \mathbf{u}_p - \mathbf{M} \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1] \quad (16)$$

设计控制律 $\boldsymbol{\alpha}_2 = [\alpha_{2u}, \alpha_{2v}, \alpha_{2r}]^T$ 为

$$\boldsymbol{\alpha}_2 = -\mathbf{k}_v \hat{\mathbf{v}}_e - \Phi_{\bar{v}} \mathbf{k}_{\bar{v}d} \mathbf{v}_e - \mathbf{R}^T(\psi) \boldsymbol{\eta}_e + \mathbf{M} \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 \quad (17)$$

式中, $\mathbf{k}_v$ 为设计参数矩阵。

将式(17)代入式(16), 得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{v}}_e &= \mathbf{M}^{-1}[-\mathbf{k}_v \mathbf{v}_e + \mathbf{k}_i \mathbf{e}_v - \Phi_{\bar{v}} \mathbf{k}_{\bar{v}d} \mathbf{v}_e - \mathbf{R}^T(\psi) \boldsymbol{\eta}_e - \\ &\boldsymbol{\theta} - \beta_{\bar{v}} \mathbf{S}_{\bar{v}}(\mathbf{v}) \boldsymbol{\omega}_{\bar{v}} - \boldsymbol{\alpha}_2 + \mathbf{T}(\delta) \boldsymbol{\kappa}(\mathbf{n}) \mathbf{u}_p] \end{aligned} \quad (18)$$

对于控制器设计而言, 推进器力系数 $\kappa_i(n_i)$ 是未知参数, 故其可能产生的执行器增益也是不确定的。基于此, 本文定义 $\ell_i = 1/\kappa_i(n_i)$, 并将采用自适应律 $\hat{\ell}_i$ 对 ℓ_i 进行估计。对于实际可控输入矩阵 $\mathbf{p}$, 其实际可控输入 $\mathbf{u}_p$ 可以设计为

$$\mathbf{p} = \text{sgn}(\mathbf{u}_p) * \sqrt{|\mathbf{u}_p|} \quad (19)$$

$$\mathbf{u}_p = \text{diag}\{\hat{\ell}_1, \hat{\ell}_2, \dots, \hat{\ell}_q\} \mathbf{T}^T(\delta) \boldsymbol{\alpha}_2 \quad (20)$$

自适应律 $\hat{\ell}_i$ 为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\ell}}_i = 0, & t_k < t < t_{k+1} \\ \dot{\hat{\ell}}_i^+ = \hat{\ell}_i - \beta_{\ell i} \gamma_{\ell i} \sum_{j=u,v,r} \sum_{k=u,v,r} T_{i,k}^T T_{j,i} \alpha_{2k} e_{vk} - \sigma_{\ell i} \hat{\ell}_i, & t = t_k \end{cases} \quad (21)$$

以上式中: $*$ 为元素积运算; $\mathbf{T}^T(\delta)$ 为矩阵 $\mathbf{T}(\delta)$ 的伪逆; $\hat{\ell}_i^+$, $\hat{\ell}_i$ 分别为触发间隔 (t_k, t_{k+1}) 内自适应律 $\hat{\ell}_i$ 的导数和触发时刻 t_k 自适应律 $\hat{\ell}_i$ 的值; $\beta_{\ell i}$ 为自适应学习率; $\gamma_{\ell i} = 1/(c_{\ell i} + e_{vk}^2)^{1/2}$, 其中 $c_{\ell i}$ 为正的设计参数, e_{vk} 为速度变量误差 $\mathbf{e}_v$ 在前进、横漂和艏摇这 3 个自由度的元素; $T_{i,k}^T$ 为矩阵 $\mathbf{T}^T(\delta)$ 在第 i 行、第 k 列的元素, 其中 $k=u, v, r$; $T_{j,i}$ 为矩阵 $\mathbf{T}(\delta)$ 在第 j 行、第 i 列的元素, 其中 $j=u, v, r$; α_{2k} 为设计控制律 $\boldsymbol{\alpha}_2$ 在前进、横漂和艏摇 3 个自由度的元素; $\sigma_{\ell i}$ 为设计参数。

需注意的是, 在采样时间间隔内 $(t \in (t_k, t_{k+1}))$, 船舶姿态矢量 $\boldsymbol{\eta}(t_k)$ 与速度矢量 $\mathbf{v}(t_k)$ 将在 ZOH 作用下均保持不变, 因此 $\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 = 0$ 。在触发时刻 $(t = t_k)$,

$\boldsymbol{\eta}(t_k)$ 和 $\mathbf{v}(t_k)$ 将进行更新, 即

$$\boldsymbol{\eta}^+ = \boldsymbol{\eta}(t_k), \hat{\boldsymbol{\eta}}^+ = \boldsymbol{\eta}(t_k), \mathbf{v}^+ = \mathbf{v}(t_k), \hat{\mathbf{v}}^+ = \mathbf{v}(t_k) \quad (22)$$

式中, $\boldsymbol{\eta}^+$, $\hat{\boldsymbol{\eta}}^+$, $\mathbf{v}^+$, $\hat{\mathbf{v}}^+$ 分别为触发时刻 $\boldsymbol{\eta}$, $\hat{\boldsymbol{\eta}}$, $\mathbf{v}$, $\hat{\mathbf{v}}$ 的值。

因此, 在触发时刻 $(t = t_k)$, 姿态误差矢量与速度误差矢量为

$$\boldsymbol{\eta}_e^+ = \boldsymbol{\eta}_e(t_k), \hat{\boldsymbol{\eta}}_e^+ = \boldsymbol{\eta}_e(t_k), \mathbf{v}_e^+ = \mathbf{v}_e(t_k), \hat{\mathbf{v}}_e^+ = \mathbf{v}_e(t_k) \quad (23)$$

设计控制器的事件触发条件为

$$\begin{cases} \|\mathbf{e}_{\eta}\| \leq K_{\eta} \|\boldsymbol{\eta}_e\| + \omega_{\eta} \\ \|\mathbf{e}_v\| \leq K_v \|\mathbf{v}_e\| + \omega_v \end{cases} \quad (24)$$

式中: ω_{η}, ω_v 为正的设计参数; K_{η}, K_v 为事件触发阈值系数。

$$\begin{cases} K_{\eta} \leq \Gamma_{\eta} \left(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\eta}\} - \frac{1}{4} \right) / \lambda_{\max}\{\mathbf{k}_{\eta}\} \\ K_v \leq \Gamma_v \left(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_v\} - \frac{\beta_{\bar{v}}^2}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\bar{v}d}\}} - \frac{1}{2} \right) / \lambda_{\max}\{\mathbf{k}_v\} \end{cases} \quad (25)$$

式中: $0 < \Gamma_{\eta} < 1, 0 < \Gamma_v < 1$; $\lambda_{\min}\{\cdot\}$ 为最小特征值运算。

3 稳定性分析

3.1 自适应参数估计误差的有界性

首先, 将分别在采样时刻 $(t = t_k)$ 和采样时间间隔 $(t \in (t_k, t_{k+1}))$ 证明自适应参数估计误差的有界性, 证明过程如下。

证明 在采样时间间隔 $(t \in (t_k, t_{k+1}))$ 内, 选择李雅普诺夫候选函数 V_{ℓ} :

$$V_{\ell} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) \tilde{\ell}_i^2 \quad (26)$$

式中, $\tilde{\ell}_i = \ell_i - \hat{\ell}_i$ 。

对式(26)进行求导, 并将式(21)代入式(26), 得

$$V_{\ell} = \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) \tilde{\ell}_i \dot{\tilde{\ell}}_i = 0 \quad (27)$$

在采样时刻 $(t = t_k)$, 选择式(28)所示的离散时刻李雅普诺夫候选函数 ΔV_{ℓ} :

$$\Delta V_{\ell} = \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) (\tilde{\ell}_i^{t_k+1} - \tilde{\ell}_i^{t_k}) \quad (28)$$

式中, $\tilde{\ell}_i^+$ 为触发时刻 $\tilde{\ell}_i$ 的值。

基于 $\hat{\ell}_i = \ell_i - \tilde{\ell}_i$, 将式(21)代入式(28), 得

$$\begin{aligned} \Delta V_{\ell} &= \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) \left[\beta_{\ell i}^2 \gamma_{\ell i}^2 \sum_{j=u,v,r} \sum_{k=u,v,r} (T_{i,k}^T T_{j,i} \alpha_{2k})^2 e_{vk}^2 + \right. \\ &\left. \sigma_{\ell i}^2 (\ell_i - \tilde{\ell}_i)^2 + 2\beta_{\ell i} \gamma_{\ell i} T_{i,k}^T T_{j,i} \alpha_{2k} e_{vk} \tilde{\ell}_i + \right. \end{aligned}$$

$$\left. \begin{aligned} & 2\beta_{\ell i}\gamma_{\ell i}\sigma_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}e_{vk}\tilde{\ell}_i + 2\sigma_{\ell i}\tilde{\ell}_i\tilde{\ell}_i - \\ & 2\beta_{\ell i}\gamma_{\ell i}\sigma_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}e_{vk}\tilde{\ell}_i - 2\sigma_{\ell i}\tilde{\ell}_i^2 \end{aligned} \right] \quad (29)$$

基于杨氏不等式与 $0 \leq \gamma_{\ell i}e_{vk} < 1$, 得

$$\begin{aligned} \Delta V_{\ell} \leq & \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) \left[\beta_{\ell i}^2 \sum_{j=u,v,r} \sum_{k=u,v,r} (T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k})^2 + \right. \\ & (\sigma_{\ell i} + 2\sigma_{\ell i}^2)\tilde{\ell}_i^2 - (\sigma_{\ell i} - 2\sigma_{\ell i}^2)\tilde{\ell}_i^2 + \\ & 2\beta_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}(1 + \sigma_{\ell i})\tilde{\ell}_i + \\ & \left. 2\beta_{\ell i}\sigma_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}\tilde{\ell}_i \right] \quad (30) \end{aligned}$$

定义 $\vartheta_{\ell i} = \beta_{\ell i}^2 \sum_{j=u,v,r} \sum_{k=u,v,r} (T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k})^2 + (\sigma_{\ell i} + 2\sigma_{\ell i}^2)\tilde{\ell}_i^2 + 2\beta_{\ell i}\sigma_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}\tilde{\ell}_i$, $0 < \sigma_{\ell i} < 1/2$, $\chi_{1i} = \sigma_{\ell i} - 2\sigma_{\ell i}^2 > 0$, $\chi_{2i} = 2\beta_{\ell i}T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}\alpha_{2k}(1 + \sigma_{\ell i})$, 则

$$\Delta V_{\ell} \leq \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i) \left(-\frac{1}{2}\chi_{1i}\tilde{\ell}_i^2 + \bar{\vartheta}_{\ell i} \right) \quad (31)$$

式中, $\bar{\vartheta}_{\ell i} = \vartheta_{\ell i} + 0.5\chi_{2i}^2/\chi_{1i}$ 。

基于上述分析, 只有当 $\tilde{\ell}_i > 2\bar{\vartheta}_{\ell i}/\chi_{1i}$ 时, 才有 $\Delta V_{\ell} < 0$ 。因此, 根据李雅普诺夫稳定性理论, $\tilde{\ell}_i$ 是最终有界的。

3.2 姿态和速度误差变量的有界性

定理 1: 对于式 (1) 所表示的动力定位船舶, 在满足第 1.1 节中假设 1 和假设 2 的条件下, 且在虚拟控制律式 (10) 和式 (17)、实际控制律式 (20) 以及自适应律式 (21) 的共同作用下, 所有误差变量的初始条件均满足 $\eta_e^T(0)\eta_e(0) + v_e^T(0)v_e(0) + \sum_{i=1}^q \tilde{\ell}_i^2(0) \leq \Delta$, 其中 $\Delta > 0$ 。因此, 闭环控制系统中的所有误差变量均满足半全局一致最终有界 (semi-global uniformly final bounded, SGUUB)。

证明 在采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 内, 选择式 (32) 的李雅普诺夫候选函数 V :

$$\begin{aligned} V = & \frac{1}{2}\eta_e^T\eta_e + \frac{1}{2}v_e^T M v_e + \frac{1}{2}\hat{\eta}_e^T\hat{\eta}_e + \\ & \frac{1}{2}\hat{v}_e^T M \hat{v}_e + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i)\tilde{\ell}_i^2 \end{aligned} \quad (32)$$

根据式 (21) 和式 (23) 可知, $\hat{\eta}_e^T\hat{\eta}_e = 0$, $\hat{v}_e^T M \hat{v}_e = 0$, $\sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i)\tilde{\ell}_i\dot{\tilde{\ell}}_i = 0$, 因此, 代入式 (11) 和式 (18), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \eta_e^T(-k_{\eta}\eta_e + k_{\eta}e_{\eta} + R(\psi)v_e) + v_e^T(-k_v v_e + \\ & k_v e_v - \Phi_v k_{\tilde{v}} v_e - \theta - \beta_v S_v(\psi)\omega_{\tilde{v}} - \alpha_2 + \\ & T(\delta)\kappa(n)u_p - R^T(\psi)\eta_e) \end{aligned} \quad (33)$$

根据杨氏不等式, 得

$$\omega_{\tilde{v}}^T \omega_{\tilde{v}} = \|A_v^F v_e\|^2 = v_e^T v_e \quad (34)$$

$$\lambda_{\max}\{\mathbf{k}_{\eta}\}\|\eta_e\|\omega_{\eta} \leq \frac{1}{4}\eta_e^T\eta_e + \lambda_{\max}^2\{\mathbf{k}_{\eta}\}\omega_{\eta}^2 \quad (35)$$

$$\lambda_{\max}\{\mathbf{k}_v\}\|v_e\|\omega_v \leq \frac{1}{4}v_e^T v_e + \lambda_{\max}^2\{\mathbf{k}_v\}\omega_v^2 \quad (36)$$

代入式 (15)、式 (20) 和式 (25), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -(1 - \Gamma_{\eta})(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\eta}\} - 1)\eta_e^T\eta_e - (1 - \Gamma_v) \\ & \left(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_v\} - \frac{\beta_v^2}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\tilde{v}}\}} - \frac{1}{2} \right) v_e^T v_e + c \end{aligned} \quad (37)$$

式中, $c = \sum_{i=1}^q \kappa_i^2(n_i)\tilde{\ell}_i^2 \sum_{j=u,v,r} \sum_{k=u,v,r} T_{i,k}^{\dagger}T_{j,i}^2\alpha_{2k}^2 + \lambda_{\max}^2\{\mathbf{k}_{\eta}\}\omega_{\eta}^2 + \lambda_{\max}^2\{\mathbf{k}_v\}\omega_v^2 + \varsigma_v^2/\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\tilde{v}}\}$, 其在采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 内为常数, 其中 $\lambda_{\max}\{\cdot\}$ 表示最大特征值运算。根据式 (37) 可知, 只有当 $\|\eta_e\| > [c/((1 - \Gamma_{\eta})(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\eta}\} - 1))]^{1/2} = D_{\eta}$ 或 $\|v_e\| > c/\left[(1 - \Gamma_v)\left(\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_v\} - \frac{\beta_v^2}{\lambda_{\min}\{\mathbf{k}_{\tilde{v}}\}} - \frac{1}{2}\right)\right] = D_v$ 时, 才满足 $\dot{V} < 0$ 。因此, 在采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 内, 误差变量 $\eta_e, v_e, \hat{\eta}_e, \hat{v}_e, \tilde{\ell}_i$ 都是有界的。

在采样时刻 $t = t_k$, 选择离散时刻李雅普诺夫候选函数 ΔV :

$$\Delta V = \Delta V_{\eta} + \Delta V_{\hat{\eta}} + \Delta V_v + \Delta V_{\hat{v}} + \Delta V_{\ell} \quad (38)$$

式中: $\Delta V_{\eta} = 0.5\|\eta_e^+\|^2 - 0.5\|\eta_e\|^2 = 0.5\|\eta_e\|^2 - 0.5\|\eta_e\|^2 = 0$; $\Delta V_v = 0.5\|v_e^+\|^2 - 0.5\|v_e\|^2 = 0.5\|v_e\|^2 - 0.5\|v_e\|^2 = 0$; $\Delta V_{\hat{\eta}}, \Delta V_{\hat{v}}, \Delta V_{\ell}$ 分别为相对于 $\hat{\eta}_e, \hat{v}_e, \tilde{\ell}_i$ 的离散时刻李雅普诺夫候选函数。

$$\Delta V_{\hat{\eta}} = \frac{\|\hat{\eta}_e^+\|^2}{2} - \frac{\|\hat{\eta}_e\|^2}{2} \leq -\frac{\|\hat{\eta}_e\|^2}{2} + \frac{D_{\eta}^2}{2} \quad (39)$$

$$\Delta V_{\hat{v}} = \frac{\|\hat{v}_e^+\|^2}{2} - \frac{\|\hat{v}_e\|^2}{2} \leq -\frac{\|\hat{v}_e\|^2}{2} + \frac{D_v^2}{2} \quad (40)$$

将式 (31)、式 (39)、式 (40) 代入到式 (38) 中, 得到

$$\Delta V \leq -\frac{\|\hat{\eta}_e\|^2}{2} - \frac{\|\hat{v}_e\|^2}{2} - \sum_{i=1}^q \frac{\kappa_i(n_i)\chi_{1i}\tilde{\ell}_i^2}{2} + D \quad (41)$$

式中, $D = D_{\eta}^2/2 + D_v^2/2 + \sum_{i=1}^q \kappa_i(n_i)\bar{\vartheta}_{\ell i}$ 。根据式 (41) 可知, 只有当 $\|\hat{\eta}_e\| > (2D)^{1/2}$ 或 $\|\hat{v}_e\| > (2D/(\kappa_i(n_i)\chi_{1i}))^{1/2}$ 或 $\|\hat{v}_e\| > (2D)^{1/2}$ 时, 在采样时刻 $t = t_k$ 的误差变量 $\eta_e, v_e, \hat{\eta}_e, \hat{v}_e, \tilde{\ell}_i$ 才是有界的, 因此, 闭环控制系统中的所有误差变量均满足 SGUUB。

然后, 将进一步证明本文所提出的控制算法具有严格正的采样时间间隔, 可以避免 Zeno 现象。其中 Zeno 现象表示在有限时间间隔内进行无限次事件触发。

基于式 (11) 和式 (16), 采样时间间隔

$t \in (t_k, t_{k+1})$ 内的事件触发误差动态 $\dot{e}_\xi$ 为

$$\dot{e}_\xi = B e_\xi + H = \begin{bmatrix} k_\eta & 0 \\ 0 & M^{-1} k_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_\eta \\ e_v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} \quad (42)$$

式中: $B = \begin{bmatrix} k_\eta & 0 \\ 0 & M^{-1} k_v \end{bmatrix}$; $e_\xi = \begin{bmatrix} e_\eta \\ e_v \end{bmatrix}$; $H = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix}$; $H_1 = -k_\eta \eta_e + R(\psi) v_e$, $H_2 = -k_v \eta_e + R(\psi) v_e - \Phi_{\bar{v}} k_{\bar{v}d} v_e - R^T(\psi) \eta_e - \beta_{\bar{v}} S_{\bar{v}}(v) \omega_{\bar{v}} + T$ 。基于上述分析, $\|H_1\| \leq \lambda_{\max}\{k_\eta\} \|\eta_e\| + \|R(\psi)\| \|v_e\| = \bar{H}_1$, $\|H_2\| \leq \|M^{-1}\| [\lambda_{\max}\{k_v\} \|v_e\| + \|\theta\| + \|\alpha_2\| + \Phi_{\bar{v}} \lambda_{\max}\{k_{\bar{v}d}\} \|v_e\| + \|R(\psi)\| \|\eta_e\| - \beta_{\bar{v}} \|S_{\bar{v}}(v)\| \|\omega_{\bar{v}}\| + \|T(\delta)\| \|\kappa(n)\| \|u_p\|] = \bar{H}_2$, 其中 $(\cdot)$ 表示 $(\cdot)$ 的上界, 则 $\|H\| \leq (\bar{H}_1^2 + \bar{H}_2^2)^{1/2} = \bar{H}$ 。

因此, 在采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 内, 式 (42) 的事件触发误差动态可以表示为

$$\|\dot{e}_\xi\| \leq \|B\| \|e_\xi\| + \bar{H} \quad (43)$$

此外, 在采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 内, 满足

$$\frac{d}{dt} \|e_\xi\| = \frac{d}{dt} (e_\xi^2)^{\frac{1}{2}} = \frac{e_\xi \dot{e}_\xi}{\|e_\xi\|} \leq \frac{\|e_\xi\| \|\dot{e}_\xi\|}{\|e_\xi\|} = \|\dot{e}_\xi\| \quad (44)$$

在采样时刻 $t = t_k$, 设定初始条件 $e_\xi^+ = 0$, 根据式 (43) 和式 (44), 得

$$\begin{aligned} \|e_\xi\| &\leq \int_{t_k}^t \exp(\|B\|(t-\tau)) \bar{H} d\tau \leq \\ &\frac{\bar{H}}{\|B\|} (\exp(\|B\|(t-t_k)) - 1) \leq \\ &\frac{\bar{H}}{\|B\|} (\exp(\|B\|(t_{k+1}-t_k)) - 1) \end{aligned} \quad (45)$$

式中, τ 为积分元素。

根据式 (24) 并结合式 (45), 得

$$D_M \leq \frac{\bar{H}}{\|B\|} (\exp(\|B\|(t_{k+1}-t_k)) - 1) \quad (46)$$

式中: $D_M = \min\{K_\eta D_\eta + \omega_\eta, K_v D_v + \omega_v\}$;

$$t_{k+1} - t_k \geq \frac{1}{\|B\|} \ln \left(1 + \frac{\|B\|}{\bar{H}} D_M \right) > 0 \quad (47)$$

基于以上分析, 采样时间间隔 $t \in (t_k, t_{k+1})$ 是严格为正的。

4 仿真实验

为验证本文控制算法的有效性, 本节将与文献 [15] 中的控制算法进行对比实验, 2 种算法均采用矢量 Backstepping 方法来研究船舶的动力定位控制问题。以一艘供给船 (长 76.2 m, 重量 4.591×10^6 kg) 作为仿真实验对象, 其推进器配置情况如图 1 所示, 其中: $l_{y1} = -5$ m, $l_{y2} = 5$ m, $l_{x3} = -32$ m, $l_{x4} = -25$ m, $l_{x5} = 25$ m, $l_{x6} = 32$ m; τ_1, τ_2, τ_3 ,

τ_4, τ_5, τ_6 分别表示推进器 1~6 产生的推力; τ_{x6}, τ_{y6} 分别为推进器 6 的推力在 x 轴和 y 轴上的正交分解推力。实验对象的模型参数如表 1 所示 [15]。

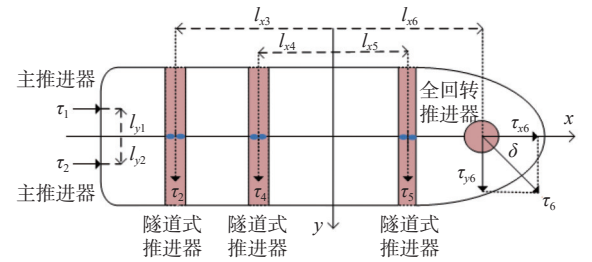


图 1 实验船舶推进器的分布图
Fig. 1 Distribution diagram of the experimental vehicle with the thruster

表 1 实验船舶的模型参数
Table 1 Model parameters of experimental vehicle

参数	数值	参数	数值
$X_{\dot{u}}$	$-0.721\ 2 \times 10^6$	$Y_{\dot{v}}$	$-3.692\ 1 \times 10^6$
$Y_{\dot{r}}$	$-1.023\ 4 \times 10^6$	$I_z - N_r$	$3.745\ 4 \times 10^8$
X_{uu}	$5.024\ 2 \times 10^4$	Y_v	$2.722\ 9 \times 10^5$
Y_r	$-4.393\ 3 \times 10^6$	$Y_{ v v}$	$1.786\ 0 \times 10^4$
$X_{ u u}$	$1.017\ 9 \times 10^3$	$Y_{ v r}$	$-3.006\ 8 \times 10^5$
N_v	$-4.382\ 1 \times 10^6$	N_r	$4.189\ 4 \times 10^8$
$N_{ v v}$	$-2.468\ 4 \times 10^5$	$N_{ v r}$	$6.575\ 9 \times 10^6$

为更好地模拟海洋环境扰动, 本节将采用基于物理的数学模型 NORSOK 风谱和 JONSWAP 浪谱来模拟风干扰与浪干扰。图 2 所示为六级海况下的风向、风速模拟图, 其中风扰动的风向由主风向和随机风向构成, 主风向 $\psi_{\text{wind}} = 70^\circ$, 风速 $U_{\text{wind}} = 10.8 \sim 13.5$ m/s。

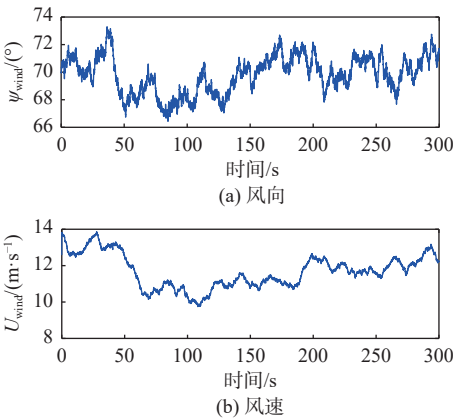


图 2 风向、风速模拟图
Fig. 2 The simulated wind speed and direction

设定动力定位船舶系统的初始值为 $[x(0), y(0), \psi(0), u(0), v(0), r(0)] = [0\text{ m}, 0\text{ m}, 20^\circ, 0\text{ m/s}, 0\text{ m/s}, 20^\circ/\text{s}]$, 期望姿态为 $\eta_d = [10\text{ m}, 20\text{ m}, 40^\circ]^\top$ 。在实船应用中, 事件触发参数 $K_\eta, K_v, \omega_\eta, \omega_v$ 越大, 信号传输频率越低, 所节约的通信资源越多, 但系统控

制精度也相应越低,因此,在选取控制参数的过程中,需在通信资源节约度与控制精度之间作出合适权衡,本文控制算法的相关设计参数如式(48)所示。由于实验船舶配置了一个全回转推进器,因此本节采用文献[16]中的扩展操作将全回转推进器的控制输入扩展为螺距比和方位角这2个等效的控制输入。该算法中,RBF神经网络包含25个节点,宽度 $\rho_h=3$,中心 ξ_h 分布在论域 $\{\xi_h|h=1,\dots,l\}_{u \times v \times r}=\{-2.5 \text{ m/s}, 2.5 \text{ m/s}\} \times \{-2.5 \text{ m/s}, 2.5 \text{ m/s}\} \times \{-0.5 \text{ rad/s}, 0.5 \text{ rad/s}\}$ 。

$$\begin{cases} k_\eta = \text{diag}\{0.005, 0.15, 3.5\} \\ k_v = \text{diag}\{0.3, 0.3, 5.5\} \\ k_{\text{vd}} = \text{diag}\{0.3, 0.072, 0.78\} \\ \beta_{ti} = 0.05 \\ \sigma_{ti} = 0.002 \end{cases} \quad (48)$$

本文算法与传统算法的对比结果如图3~图5所示,可以看出,相较于文献[15]的控制结果,本文算法具有更稳定的控制效果及定位精度。图6所示为本文算法的事件触发采样间隔的变化情况,

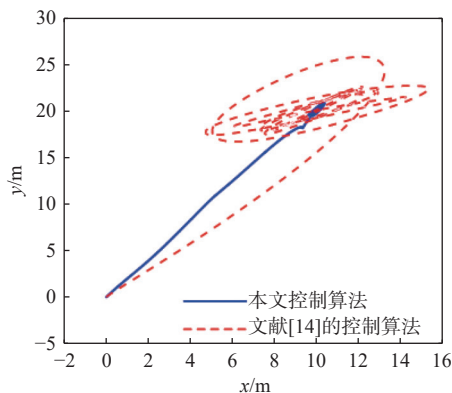


图3 船舶运动轨迹对比曲线

Fig. 3 Comparison of the marine vehicles motion trajectory

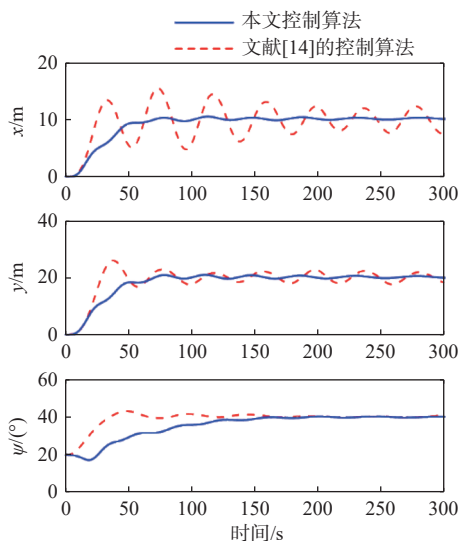


图4 船舶位置变量 x, y 和航向角 ψ 的对比曲线

Fig. 4 Comparison of the attitude variables x, y and heading angle ψ

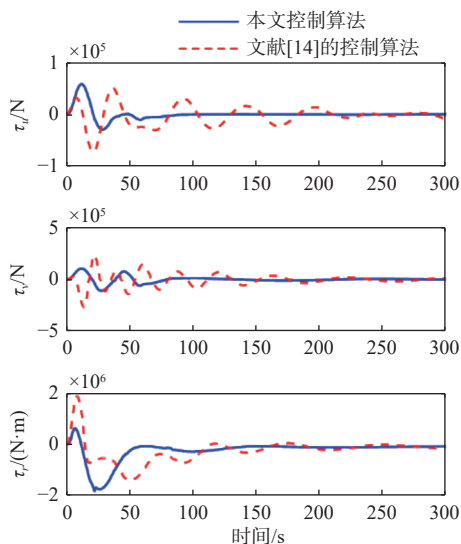


图5 控制力 τ_u, τ_v 与控制力矩 τ_r 的对比曲线

Fig. 5 Comparison of the control force τ_u, τ_v and control torque τ_r

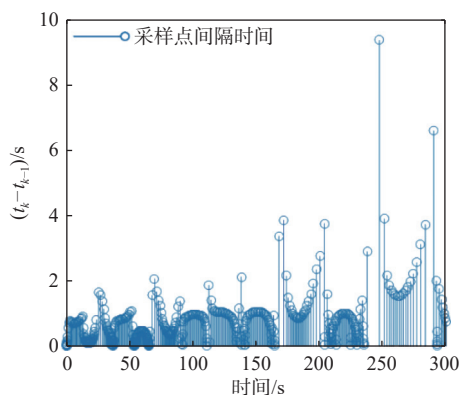


图6 本文算法中的事件触发采样间隔记录

Fig. 6 Time intervals between the two adjacent event-triggered sampling points under the proposed algorithm

该算法中共有928个事件触发采样点,最大采样时间间隔大于9 s,最小采样时间间隔大于0.01 s,从而保证没有触发时刻积累,即避免了Zeno现象。

图7所示为自适应律 $\hat{e}_i$ 的变化曲线,从图中可以看出,自适应律 $\hat{e}_i$ 通过非周期的在线更新来补偿执行器的增益不确定性。图8展示了船舶推进器螺距比和全回转推进器的方位角变化情况,在事件触发机制的作用下,控制输入仅在违反触发条件时才会被在线更新,否则保持不变。全回转推进器的方位角 δ 的变化曲线虽然看似不合理,但其实际变化范围是 $(-180^\circ, 180^\circ]$,同时在实际工程中通常需要进行转换操作,因此,方位角 δ 的变化曲线实际上是平滑的。

5 结 语

本文提出了一种具有事件触发机制的动力定位控制算法,其具有形式简洁、计算负载小、便于工程应用等优点。首先,通过引入零阶保持器设计了一种新颖的事件触发机制,只有违反触发

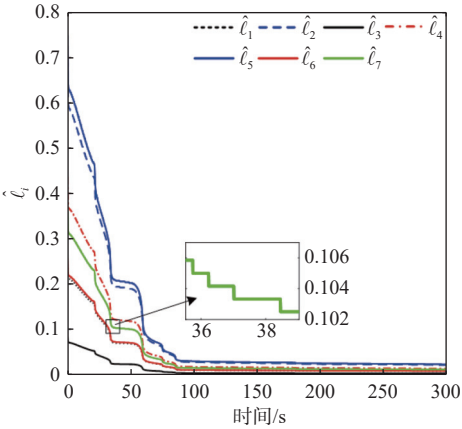


图 7 本文算法中的自适应参数 $\hat{\ell}_i$

Fig. 7 Adaptive parameters $\hat{\ell}_i$ under the proposed algorithm

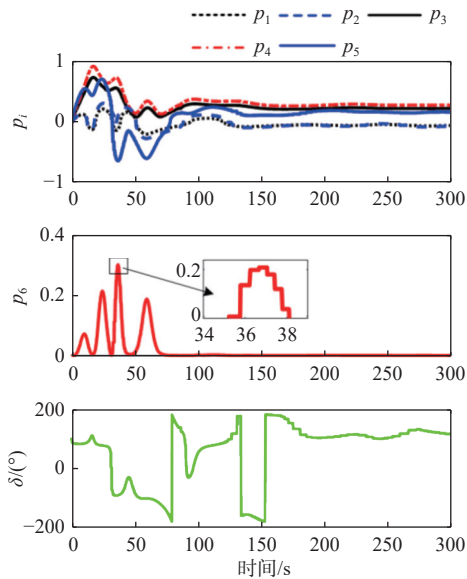


图 8 本文算法中的船舶实际控制输入

Fig. 8 Actual control inputs under the proposed algorithm

条件时,才会更新控制信号,否则,将保持不变,从而保证了控制信号可以在控制器与执行器之间进行非周期传输,有效降低了对通信带宽的占用。然后,基于鲁棒神经阻尼技术解决模型的不确定问题并有效降低了系统的计算负载,同时设计了基于事件触发机制更新的自适应参数,以补偿执行器的增益不确定性。最后,利用李雅普诺夫稳定性理论证明了闭环控制系统中的所有误差变量均满足半全局一致最终有界(SGUUB)稳定,并通过仿真实验验证了本文算法的有效性。

在后续研究中,将进一步开展考虑执行器饱和、故障等工况的船舶动力定位控制研究。

参考文献:

[1] 张翔鸢,花吉. 国外超大型无人潜航器发展与运用研究[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(5): 17–27.

ZHANG X Y, HUA J. Study on the development and

application of foreign extra-large unmanned underwater vehicles[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(5): 17–27 (in Chinese).

[2] SHI Y, SHEN C, FANG H Z, et al. Advanced control in marine mechatronic systems: a survey[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(3): 1121–1131.

[3] PENG Z H, WANG D, WANG J. Cooperative dynamic positioning of multiple marine offshore vessels: a modular design[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(3): 1210–1221.

[4] NGUYEN T D, SØRENSEN A J, QUEK S T. Design of hybrid controller for dynamic positioning from calm to extreme sea conditions[J]. Automatica, 2007, 43(5): 768–785.

[5] TANNURI E A, AGOSTINHO A C, MORISHITA H M, et al. Dynamic positioning systems: an experimental analysis of sliding mode control[J]. Control Engineering Practice, 2010, 18(10): 1121–1132.

[6] 李和贵, 翁正新, 施颂椒. 基于模糊控制的船舶动力定位系统设计与仿真[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(11): 42–44.

LI H G, WENG Z X, SHI S J. Design and simulation of ship dynamic positioning systems based on fuzzy control[J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(11): 42–44 (in Chinese).

[7] BENETAZZO F. Discrete time variable structure control for the dynamic positioning of an offshore supply vessel[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2012, 45(8): 171–176.

[8] VEKSLER A, JOHANSEN T A, BORRELLI F, et al. Dynamic positioning with model predictive control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(4): 1340–1353.

[9] DU J L, HU X, LIU H B, et al. Adaptive robust output feedback control for a marine dynamic positioning system based on a high-gain observer[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(11): 2775–2786.

[10] FANG M C, LEE Z Y. Portable dynamic positioning control system on a barge in short-crested waves using the neural network algorithm[J]. China Ocean Engineering, 2013, 27(4): 469–480.

[11] ZHONG X N, NI Z, HE H B, et al. Event-triggered reinforcement learning approach for unknown nonlinear continuous-time system[C]//Proceedings of the 2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Beijing: IEEE, 2014: 3677–3684.

[12] ZHANG H P, YUE D, YIN X X, et al. Adaptive model-based event-triggered control of networked control system with external disturbance[J]. IET Control Theory & Applications, 2016, 10(15): 1956–1962.

[13] SAHOO A, XU H, JAGANNATHAN S. Neural network-based event-triggered state feedback control of nonlinear

continuous-time systems[J]. [IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems](#), 2016, 27(3): 497–509.

[14] 张国庆, 姚明启, 杨婷婷, 等. 考虑事件触发输入的船舶自适应动力定位控制 [J]. [控制理论与应用](#), 2021, 38(10): 1597–1606.

ZHANG G Q, YAO M Q, YANG T T, et al. Adaptive dynamic positioning control for ships with event-triggered input[J]. [Control Theory & Applications](#), 2021, 38(10): 1597–1606 (in Chinese).

[15] DO K D. Global robust and adaptive output feedback dynamic positioning of surface ships[J]. [Journal of Marine Science and Application](#), 2011, 10(3): 325–332.

[16] ZHANG G Q, CAI Y Z, ZHANG W D. Robust neural control for dynamic positioning ships with the optimum-seeking guidance[J]. [IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems](#), 2017, 47(7): 1500–1509.

Robust event-triggered control algorithm for ship dynamic positioning considering dynamic characteristics of actuators

LI Bo, ZHANG Guoqing^{*}, ZHANG Xianku, LÜ Hongguang

Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Abstract: [**Objectives**] To solve the problems of communication resource limitations and parameter uncertainty in the dynamic positioning control tasks of fully driven ships in marine engineering applications, this paper presents a robust event-triggered control algorithm for ship dynamic positioning that considers the dynamic characteristics of the actuators. [**Methods**] The algorithm uses a radial basis function (RBF) neural network to approximate system uncertainty. At the same time, a novel event-triggering mechanism in the sensor-controller channel is designed by introducing a zero-order hold which reduces the signal transmission frequency in the sensor-controller and controller-actuator channels, thus greatly saving the communication resources of the system. In addition, the adaptive parameters are updated online and designed to compensate for the gain uncertainty of the actuators, which reduces the computational load and ensures that the ship can perform dynamic positioning tasks stably. [**Results**] The Lyapunov stability theory is used to prove that all error variables in the closed-loop control system satisfy semi-global uniformly ultimately bounded (SGUUB) stability, and the effectiveness of the proposed algorithm is verified through comparison with a simulation. [**Conclusions**] The results of this study can provide useful references for promoting the development of intelligent ship equipment.

Key words: dynamic positioning; event-triggered control; robust neural damping; adaptive control systems

相关论文

[1] 秦雷洪, 张松涛, 南晓峰, 等. 基于深度强化学习的双体船姿态控制 [J]. [中国舰船研究](#), 2024, 19(6): 219–227. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03492>

[2] 马枫, 石子慧, 孙杰, 等. 自注意力机制驱动的轻量化高鲁棒船舶目标检测方法 [J]. [中国舰船研究](#), 2024, 19(5): 188–199. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03389>

[3] 王宁, 吴伟, 王元元, 等. 多特征融合的无人艇视觉目标长时相关鲁棒跟踪 [J]. [中国舰船研究](#), 2024, 19(1): 62–74. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03364>

[4] 张显库, 洪皓辰. 基于非线性修饰和零阶保持器的船舶航向保持控制 [J]. [中国舰船研究](#), 2024, 19(1): 84–89. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03036>

[5] 刘佳仑, 董智霖, 李诗杰, 等. 基于改进反步滑模控制算法的拖轮自主靠泊控制 [J]. [中国舰船研究](#), 2024, 19(1): 119–127. <https://www.ship-research.com/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03227>