第 38 卷第 10 期
2021 年 10 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 38 No. 10
Oct. 2021

考虑事件触发输入的船舶自适应动力定位控制

张国庆[1†], 姚明启[1], 杨婷婷[2], 张卫东[3]

(1. 大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026; 2. 鹏城实验室, 广东 深圳 518055; 3. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240)

摘要: 为解决实际海况下全驱动船舶的动力定位控制任务存在参数不确定、模型结构不确定和通信资源限制等问题, 本文提出一种具有事件触发输入的鲁棒自适应动力定位控制算法. 该算法采用径向基函数神经网络对系统模型不确定进行逼近, 同时针对通信带宽受限问题, 设计了一种具有事件触发机制的执行器输入, 降低了控制器和执行器之间的信道占用. 此外, 该算法还解决了状态变量与执行器增益不确定性之间的强耦合问题, 并且设计了在线更新的自适应参数去补偿执行器增益不确定, 以确保船舶能够稳定执行动力定位任务. 利用Lyapunov稳定性理论证明了闭环控制系统中所有误差变量都满足半全局一致最终有界收敛. 通过对比仿真实验验证了所提出算法的有效性.

关键词: 动力定位; 事件触发控制; 鲁棒神经阻尼; 增益不确定; 自适应控制

引用格式: 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. 控制理论与应用, 2021, 38(10): 1597 – 1606

DOI: 10.7641/CTA.2021.00416

Adaptive dynamic positioning control for ships with event-triggered input

ZHANG Guo-qing[1†], YAO Ming-qi[1], YANG Ting-ting[2], ZHANG Wei-dong[3]

(1. Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China;
2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen Guangdong 518055, China;
3. Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: This paper focuses on proposing a robust adaptive dynamic positioning control algorithm with event-triggered input to deal with the parameters uncertainty, model structure uncertainty and the constraints of communication resource under the practical marine environment. The radial basic function neural networks are utilized to approximate the system uncertainty. And the actuator inputs with event-triggered mechanism are designed to reduce the occupation of communication channel in the presence of communication bandwidth limitation. Furthermore, the problem of strong couplings between the actuator gain uncertainties and the state variables is solved and the adaptive parameters are derived to compensate the gain uncertainty of actuators online. The Lyapunov theory is employed to prove that all error signals satisfy the semi-global uniform ultimate bounded stability. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is validated through the comparative simulation experiments.

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

Citation: ZHANG Guoqing, YAO Mingqi, YANG Tingting, et al. Adaptive dynamic positioning control for ships with event-triggered input. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(10): 1597 – 1606

1 引言

随着海上油气勘探与开发的不断发展, 动力定位控制技术得到了越来越多的关注和深入的研究. 动力定位技术是指船舶通过合理分配自身推进装置的推力来抵御外界的海洋环境干扰, 从而使船舶保持在某一固定位置或预先确定的轨迹[1]. 相比传统控制系统, 动力定位船舶多采用具有易扩展、成本低、可实现资源共享等优点的网络控制系统(networked control sys-

收稿日期: 2020−07−06; 录用日期: 2021−03−25.
†通信作者. E-mail: zgq_dlmu@163.com; Tel.: +86 18940816403.
本文责任编委: 张承慧.
国家自然科学基金项目(51909018, 52171291), 辽宁省自然科学基金机器人联合基金项目(20180520039), 大连市科技创新基金项目(2019J12GX026), 中央高校基本科研业务费专项资金项目(3132021132, 3132021340)资助.
Supported by the National Natural Science Foundation of China (51909018, 52171291), the Natural Science Foundation of Liaoning Province (20180520039), the Science and Technology Innovation Fundation of Dalian City (2019J12GX026) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (3132021132, 3132021340).

tem, NCSs). 但是由于NCSs存在带宽受限问题, 使船舶在执行动力定位任务时控制性能受到很大影响. 为了减少信息传送次数, 以降低带宽占用, 本文旨在研究一种具有事件触发输入的船舶动力定位方法, 对其在海洋工程领域的应用具有重要意义.

近年来, 大量关于非线性控制器的理论研究已经解决了控制器设计过程中需对船舶运动数学模型进行线性化这一问题. 例如, 针对浮式船舶平台的动力定位控制问题, 文献[2]提出了一种利用实时随机波测量方法实时估计二阶差频波力的前反馈控制策略, 该方法能够减少不断累积的位置偏移误差, 同时利用随机入射波的实时信号实时估计二阶差频波载荷, 通过提前启动推进器对可控的慢变波载荷进行补偿. 文献[3]提出了一种改进的自适应约束算法, 用于解决动力定位船舶的输入幅值和速率饱和问题. 该算法在控制设计中引入了相应的辅助系统状态, 有效地防止了跟踪误差的增长并通过重建运动学和动力学回路消除相关的饱和影响. 通常情况下, 船舶的位置坐标和速度在动力定位系统的控制设计过程中是必不可少的, 而在实际中只有船舶的位置坐标可以测量[4]. 在传感器信号丢失的情况下, 必须由观测器提供航迹推算. 因此, 状态估计对于动力定位系统的控制设计是非常重要的[5–6]. 文献[5]采用递归矢量反推控制设计方法将控制器与观测器相结合, 使船舶能够在风、浪、流等环境扰动下保持在固定的位置和航向. 该观测器是根据Lyapunov稳定性理论设计, 具有估计控制算法所需速度的优点. 在文献[6]中, 作者将高增益观测器和径向基函数(radial basic function, RBF)神经网络相结合设计了一种鲁棒自适应控制算法. 该算法通过估计其未知环境扰动的界限来消除扰动的影响, 并且观测器能够估计船舶的位置坐标、艏向和速度. 为了解决非线性系统的不确定问题, 许多学者已经进行了大量理论研究并取得了系列重要成果, 例如, 神经网络[7–8]、模糊控制[9–10]等.

在上述文献中, 主要存在两个问题, 第1个是网络控制系统的带宽受限问题. 实际上, 在传统网络控制系统中, 控制信号连续不断地从控制器传输到执行器, 不仅增加了计算负担而且会产生不必要的信道占用. 为解决这一问题, 部分研究者提出事件触发控制[11–12]法来解决这一问题. 文献[13]通过建立自适应估计模型设计了一种新颖的事件触发控制器. 当事件触发机制被违反时, 状态变量、控制律和神经网络权值更新律将会被在线更新, 从而降低控制信号的传递次数, 降低带宽占用. 文献[14]提出了一种能够产生事件触发输入的控制算法来缓解通信负载问题. 该控制器通过引入间接信号, 成功地补偿了执行器故障和事件触发机制引起的测量误差. 因此, 采用事件触发方法来解决带宽受限问题是一种非常有效并符合实际的方法. 此外, 事件触发控制方法也广泛应用于船舶控制系统中. 例如, 文献[15] 提出了一种基于 Backstepping方法的船舶事件驱动跟踪控制算法, 设计了事件驱动条件以确定该控制器的更新时刻. 所提出的事件驱动跟踪控制器能够保证跟踪误差最终一致有界且不存在Zeno行为. 文献[16]针对多艘欠驱动水面船舶的分布式一致性问题, 提出了一种事件触发控制器. 该控制器能够根据预先设定的事件触发条件大大减少了水面船舶之间的数据交换次数. 第2个是“计算爆炸”问题. 它是由虚拟控制的反复微分造成的, 并且随着系统阶数的增加, 控制器的复杂度也急剧增加, 这将会造成沉重的计算负担. 在作者先前的工作中[17–18], 利用动态面控制 (dynamic surface control, DSC)技术很好地避免了这一问题, 即在控制设计中引入一阶低通滤波器.

基于以上分析, 本文提出了一种基于事件触发输入的鲁棒自适应动力定位控制算法. 将DSC和鲁棒神经阻尼技术相结合, 不仅解决了系统模型不确定问题而且避免了“计算爆炸”. 采用基于事件触发的执行器输入来降低信号传递次数从而减少信道占用, 同时自适应参数通过在线更新补偿了执行器增益不确定和事件触发机制引起的测量误差. 该算法具有信道占用率低、形式简捷和计算负载小的优势, 这能够提高其在实际工程中的应用性. 最后, 通过仿真对比实验验证了所提出算法的有效性.

2 基础知识

2.1 符号定义

在文中, $|\cdot|$表示标量的绝对值, $\|\cdot\|$表示向量或矩阵的欧氏范数, $\|\cdot\|_{\mathrm{F}}$表示F-范数. $\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}^2=\mathrm{tr}\{\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\}=\sum\limits_{i=1}^{m}\sum\limits_{j=1}^{n}a_{i,j}^2$, 其中$\boldsymbol{A}=[a_{i,j}]\in\mathbb{R}^{m\times n}$是一个矩阵. $\hat{(\cdot)}$表示$(\cdot)$的估计, $\tilde{(\cdot)}=\hat{(\cdot)}-(\cdot)$表示估计误差, $\mathrm{sgn}(\cdot)$表示sign函数, “.*”表示矩阵的对应元素相乘. diag$\{b_1,b_1,\cdots,b_n\}$表示主对角矩阵, 其中$b_1,b_1,\cdots,b_n$为主对角线上的元素. $\inf\{\cdot\}$表示函数的下确界, $\sup\{\cdot\}$表示函数的上确界.

2.2 船舶非线性数学模型

对于动力定位船舶, 其数学模型通常需考虑横荡、纵荡和艏摇3个方向的低频运动[19]. 为此, 建立动力定位船舶的三自由度非线性数学模型如式(1)所示, 式中: $\boldsymbol{\eta}=[x\ \ y\ \ \psi]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^3$表示姿态矢量, 其中$(x,y)$是位置坐标, $\psi\in[0,2\pi]$ 表示船首向; $\boldsymbol{v}=[u\ \ v\ \ r]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^3$表示速度矢量, 其中$u,v,r$分别为船舶的前进速度、横漂速度和艏向角速度.

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{\eta}}=\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{v},\\ \boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}}+\boldsymbol{D}_{\mathrm{l}}\boldsymbol{v}+\boldsymbol{D}_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{v})=\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{d}_{\mathrm{w}},\end{cases}\tag{1}$$

且有

$$\begin{cases} \boldsymbol{R}(\psi)=\begin{bmatrix}\cos\psi & -\sin\psi & 0\\ \sin\psi & \cos\psi & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix},\\ \boldsymbol{M}=\begin{bmatrix} m-X_{\dot{\mathrm{u}}} & 0 & 0\\ 0 & m-Y_{\dot{\mathrm{v}}} & mx_G-Y_{\dot{\mathrm{r}}}\\ 0 & mx_G-Y_{\dot{\mathrm{r}}} & I_{\mathrm{z}}-N_{\dot{\mathrm{r}}}\end{bmatrix},\\ \boldsymbol{D}_{\mathrm{l}}=\begin{bmatrix}-X_{\mathrm{u}} & 0 & 0\\ 0 & -Y_{\mathrm{v}} & -Y_{\mathrm{r}}\\ 0 & -N_{\mathrm{v}} & -N_{\mathrm{r}}\end{bmatrix},\\ \boldsymbol{D}_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{v})=\\ \begin{bmatrix} -X_{|\mathrm{u}|\mathrm{u}}|u|u+Y_{\dot{\mathrm{v}}}v|r|+Y_{\dot{\mathrm{r}}}rr\\ -X_{\dot{\mathrm{u}}}ur-Y_{|\mathrm{v}|\mathrm{v}}|v|v-Y_{|\mathrm{v}|\mathrm{r}}|v|r\\ (X_{\dot{\mathrm{u}}}-Y_{\dot{\mathrm{v}}})uv-Y_{\dot{\mathrm{r}}}ur-N_{|\mathrm{v}|\mathrm{v}}|v|v-N_{|\mathrm{v}|\mathrm{r}}|v|r\end{bmatrix},\\ \boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{T}(\beta)\boldsymbol{\kappa}(\boldsymbol{n})\boldsymbol{u}_{\mathrm{p}}, \end{cases} \tag{2}$$

其中: $\boldsymbol{R}(\psi)$表示旋转矩阵, 且满足$\boldsymbol{R}^{-1}(\psi)=\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}(\psi)$和$\|\boldsymbol{R}(\psi)\|=1$; $\boldsymbol{M}$表示包含附加矩阵的惯性矩阵, 其中m和I_{z}分别为船舶质量和惯性矩; $\boldsymbol{D}_{\mathrm{l}}\boldsymbol{v}, \boldsymbol{D}_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{v})$分别表示线性和非线性水动力或力矩; $X_{\mathrm{u}}, X_{|\mathrm{u}|\mathrm{u}}, Y_{\dot{\mathrm{v}}},\cdots$等都是水动力导数; $\boldsymbol{\tau}=[\tau_{\mathrm{u}}\ \ \tau_{\mathrm{v}}\ \ \tau_{\mathrm{r}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^3$表示船舶推进系统的控制矢量, 其中$\tau_{\mathrm{u}},\tau_{\mathrm{v}},\tau_{\mathrm{r}}$分别为前进控制力、横漂控制力和艏向控制力矩; $\boldsymbol{d}_{\mathrm{w}}=[d_{\mathrm{wu}}\ \ d_{\mathrm{wv}}\ \ d_{\mathrm{wr}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^3$ 为环境扰动矢量, 其中 $d_{\mathrm{wu}}, d_{\mathrm{wv}}, d_{\mathrm{wr}}$ 分别表示风、浪和流等外界环境干扰提供的力和力矩; $\boldsymbol{T}(\cdot)\in\mathbb{R}^{3\times q}$表示取决于推进器位置的推力配置矩阵, q为等效推进器的数量; β为全回转推进器的方位角; $\boldsymbol{\kappa}(\cdot)=\mathrm{diag}\{\kappa_1(n_1),\kappa_2(n_2),\cdots,\kappa_q(n_q)\}\in\mathbb{R}^{q\times q}$表示取决于螺旋桨转速$n_i$的未知的力系数矩阵; $\boldsymbol{u}_{\mathrm{p}}=[|p_1|p_1\ \ |p_2|p_2\ \ \cdots\ \ |p_q|p_q]^{\mathrm{T}}$, 螺距比 $p_i\in[-1,1]$, $i=1,2,\cdots,q$是实际可控输入. 由于工程需要, 船舶尺寸正在不断增大, 式(1)中动力学方程的二次阻尼项在低速时能够产生振荡行为, 因此对于动力定位船舶来说, 非线性数学模型式(1)更具有普遍性.

在实际工程中, 特定船舶的推进器力系数为常数且满足$0<\underline{\kappa}_i\leqslant\kappa_i(n_i)\leqslant\overline{\kappa}_i$, $i=1,2,\cdots,q$. 对于全回转推进器来说, 实际控制输入包括螺距比和方位角. 推力配置矩阵中存在方位角, 这给执行伺服系统的推力分配增加了难度. 因此, 将全回转推进器的推力扩展为两个相互正交的等效控制输入. 以一个具有两个主螺旋桨和一个全回转推进器的船舶为例, 其扩展操作如式(3)所示, 通过逻辑坐标变换, 全回转推进器的方位角β_3和螺距比p_3可以推导为式(4), 其中$\kappa_1,\kappa_2,\kappa_3$为相应推进器的未知力系数, u_1, u_2表示推进器的控制输入, $u_{3\mathrm{x}}=u_3\cos\beta_3$, $u_{3\mathrm{y}}=u_3\sin\beta_3$表示全回转推进器经过扩展操作后的两个相互正交的等效控制输入.

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\tau}=\\ &\underbrace{\begin{bmatrix}1 & 1 & \cos\beta_3\\ 0 & 0 & \sin\beta_3\\ l_{\mathrm{y}1} & -l_{\mathrm{y}2} & l_{\mathrm{x}3}\sin\beta_3\end{bmatrix}}_{\text{The actual matrix } \boldsymbol{T}(\beta)}\begin{bmatrix}\kappa_1 & 0 & 0\\ 0 & \kappa_2 & 0\\ 0 & 0 & \kappa_3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}u_1\\ u_2\\ u_3\end{bmatrix}=\\ &\underbrace{\begin{bmatrix}1 & 1 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 1\\ l_{\mathrm{y}1} & -l_{\mathrm{y}2} & 0 & l_{\mathrm{x}3}\end{bmatrix}}_{\text{The extended matrix}}\begin{bmatrix}\kappa_1 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \kappa_2 & 0 & 0\\ 0 & 0 & \kappa_3 & 0\\ 0 & 0 & 0 & \kappa_3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}u_1\\ u_2\\ u_{3\mathrm{x}}\\ u_{3\mathrm{y}}\end{bmatrix},\end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{cases}u_3=|p_3|p_3=\sqrt{u_{3\mathrm{x}}^2+u_{3\mathrm{y}}^2},\\ \beta_3=\arctan(u_{3\mathrm{x}},u_{3\mathrm{y}}).\end{cases} \tag{4}$$

根据实际工程需求, 作如下假设:

假设 1 惯性矩阵$\boldsymbol{M}$是正定并可逆的. 在海上实践中, 船舶的左、右对称和前后近似对称自动满足了这一条件.

假设 2 环境扰动$\boldsymbol{d}_{\mathrm{w}}$是有界的, 即存在一个正的常数矢量$\bar{\boldsymbol{d}}_{\mathrm{w}}=[\bar{d}_{\mathrm{wu}}\ \ \bar{d}_{\mathrm{wv}}\ \ \bar{d}_{\mathrm{wr}}]^{\mathrm{T}}>0$满足$|\boldsymbol{d}_{\mathrm{w}}|\leqslant\bar{\boldsymbol{d}}_{\mathrm{w}}$.

本文的控制目标是设计一种具有事件触发输入的鲁棒自适应动力定位控制算法, 该算法利用事件触发机制产生非周期更新的执行器控制输入并通过在线更新自适应参数来补偿未知的执行器增益不确定, 从而降低通信负载并保证动力定位船舶稳定在期望位置.

2.3 RBF神经网络

由于RBF神经网络具有出色的函数逼近能力, 通常被用作建立未知非线性函数模型的有力工具. 该算法采用RBF神经网络逼近结构和参数不确定. 为了提高闭环系统的鲁棒性和稳定性, 进一步推导了鲁棒神经阻尼项, 使该算法具有形式简捷、计算负载小的优点. 为此, 引入以下引理.

引理 1 [3,17] 对于任意给定的非线性连续函数$f(\boldsymbol{x})(f(\boldsymbol{x})=0)$可以被RBF神经网络(5)以任一精度进行逼近,

$$f(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{S}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\varepsilon_{\mathrm{x}}, \tag{5}$$

式中: ε_{x}是具有未知上界$\bar{\varepsilon}_{\mathrm{x}}$的逼近误差; $\boldsymbol{x}\in\mathbb{B}_{\boldsymbol{x}}$是输入矢量, $\mathbb{B}_{\boldsymbol{x}}$是$\mathbb{R}^n$上的一个紧集; $\boldsymbol{A}$表示权重矩阵, 其表达式如式(6)所示; $\boldsymbol{S}(x)=[s_1(\boldsymbol{x})\ s_2(\boldsymbol{x})\ \cdots\ s_l(\boldsymbol{x})]$表示RBF基函数矢量, $s_i(\boldsymbol{x})$为式(6)所示的高斯函数, 其中$i=1,2,\cdots,l$, $\boldsymbol{\mu}_i=[\mu_{i1}\ \mu_{i2}\ \cdots\ \mu_{in}]$和$\varrho_i$分别为高斯函数的中心和宽度值, $l>1$表示神经网络节

点数量.

$$\boldsymbol{A}=\begin{pmatrix}\omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n}\\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \omega_{l1} & \omega_{l2} & \cdots & \omega_{ln}\end{pmatrix}, \tag{6}$$

$$s_i(\boldsymbol{x})=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\varrho_i}\exp\big(-\frac{(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}_i)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}_i)}{2\varrho_i^2}\big). \tag{7}$$

3 鲁棒自适应事件触发控制器设计

3.1 事件触发机制

基于相对阈值策略, 本文设计了一个事件触发机制, 其阈值随控制信号的大小而变化, 即当控制信号较大时, 产生的测量误差也较大, 更新间隔也更长; 当控制信号较小甚至趋近于零时, 阀值也越小, 保证了对系统更加精确的控制. 定义式(8)所示的执行器控制输入信号, 并设计事件触发机制式(9):

$$u_{\mathrm{p}i}(t)=\omega_{\mathrm{p}i}(t_k^i),\ \forall t\in[t_k^i,t_{k+1}^i), \tag{8}$$

$$t_{k+1}^i=\inf\{t>t_k^i||e_i(t)|\geqslant\delta_i|u_{\mathrm{p}i}|+\epsilon_i\}, \tag{9}$$

式中: $\omega_{\mathrm{p}i}$是后面将被设计的连续控制律, $i=1,2,\cdots,q$; $e_i(t)=\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)$表示测量误差; δ_i和ϵ_i是正的设计参数且满足$0<\delta_i<1$和$\epsilon_i>0$; $t_k^i(k\in\mathbb{Z}^+)$表示第i个执行器的输入更新时刻. 在触发时刻t_{k+1}^i, 控制信号 $u_{\mathrm{p}i}(t_{k+1}^i)$ 被发送给执行器; 在 $[t_k^i, t_{k+1}^i)$期间, 第i个执行器的输入信号保持常数$\omega_{\mathrm{p}i}(t_k^i)$不变.

基于上述事件触发机制, 不等式$|\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)|\leqslant\delta_i|u_{\mathrm{p}i}(t)|+\epsilon_i$一直被满足. 接下来进一步讨论下列两种情况.

情况 1 $u_{\mathrm{p}i}(t)\geqslant 0$. 基于不等式$-\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)-\epsilon_i\leqslant\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)\leqslant\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)+\epsilon_i$, 可以得到式(10), 且$\xi_i(t)\in[-1,1]$.

$$\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)=\xi_i(t)(\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)+\epsilon_i). \tag{10}$$

情况 2 $u_{\mathrm{p}i}(t)<0$. 基于不等式 $\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)-\epsilon_i\leqslant\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)\leqslant-\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)+\epsilon_i$, 可以得到式(11), 且$\xi_i(t)\in[-1,1]$.

$$\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)=\xi_i(t)(\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)-\epsilon_i). \tag{11}$$

结合式(10)–(11)可以得到式(12), 其中$\xi_1^i(t)$和$\xi_2^i(t)$满足式(13).

$$\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)=\xi_1^i(t)\delta_i u_{\mathrm{p}i}(t)+\xi_2^i(t)\epsilon_i, \tag{12}$$

$$\begin{cases}\xi_1^i(t)=\xi_2^i(t)=\xi_i(t), & u_{\mathrm{p}i}(t)\geqslant 0,\\ \xi_1^i(t)=\xi_i(t),\xi_2^i(t)=-\xi_i(t), & u_{\mathrm{p}i}(t)<0.\end{cases} \tag{13}$$

因此, 式(13)可以被重新表示为

$$u_{\mathrm{p}i}(t)=\frac{\omega_{\mathrm{p}i}(t)}{1+\xi_1^i(t)\delta_i}-\frac{\xi_2^i(t)\epsilon_i}{1+\xi_1^i(t)\delta_i}. \tag{14}$$

3.2 控制器设计

将可控输入变量p_i作为输入, 结合动态面和鲁棒神经阻尼技术对控制器进行设计.

步骤 1 定义误差矢量$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{e}}=\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{\eta}$, 其中$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}\in\mathbb{R}^3$是常矢量, 表示期望姿态, 且有

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{e}}=\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{R}(\psi)\boldsymbol{v}. \tag{15}$$

设计虚拟控制律$\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}}$为

$$\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}}=\boldsymbol{R}^{-1}(\psi)\boldsymbol{k}_{\eta}\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{e}}, \tag{16}$$

式中$\boldsymbol{k}_{\eta}$是对角矩阵形式的设计参数.

值得注意的是, $\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}}$的微分表达式是复杂且难以获得的. 为了解决这一问题, 笔者引入DSC技术, 即滤波器

$$\boldsymbol{\varsigma}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\mathrm{v}}+\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}=\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}},\ \boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}(0)=\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}}(0), \tag{17}$$

式中: $\boldsymbol{\varsigma}_{\mathrm{v}}=\mathrm{diag}\{\varsigma_{\mathrm{u}},\varsigma_{\mathrm{v}},\varsigma_{\mathrm{r}}\}$为时间常数矩阵, 输出矢量$\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}$是步骤2中速度矢量$\boldsymbol{v}$的参考信号. 定义误差矢量$\boldsymbol{q}_{\mathrm{v}}=[q_{\mathrm{u}}\ \ q_{\mathrm{v}}\ \ q_{\mathrm{r}}]^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{\alpha}-\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}$, $\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}=\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}-\boldsymbol{v}$, 且有

$$\begin{aligned}&\dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{v}}=-\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\mathrm{v}}+\dot{\boldsymbol{\alpha}}_{\mathrm{v}}=\\&-\boldsymbol{\varsigma}_{\mathrm{v}}^{-1}\boldsymbol{q}_{\mathrm{v}}+\boldsymbol{B}(\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{e}},\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{e}},\psi,r),\end{aligned} \tag{18}$$

式中$\boldsymbol{B}(\cdot)=[B_{\mathrm{u}}(\cdot)\ \ B_{\mathrm{v}}(\cdot)\ \ B_{\mathrm{r}}(\cdot)]^{\mathrm{T}}$是一个其元素均为有界连续函数的矢量, 即存在未知的正常数$\bar{B}_{\mathrm{u}}$, $\bar{B}_{\mathrm{v}}(\cdot)$, $\bar{B}_{\mathrm{r}}$满足$|B_{\mathrm{u}}(\cdot)|\leqslant\bar{B}_{\mathrm{u}}$, $|B_{\mathrm{v}}(\cdot)|\leqslant\bar{B}_{\mathrm{v}}$, $|B_{\mathrm{r}}(\cdot)|\leqslant\bar{B}_{\mathrm{r}}$. 运动学部分的误差动态可以重新表示为

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{e}}=\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{R}(\psi)(\boldsymbol{\alpha}_{\mathrm{v}}-\boldsymbol{q}_{\mathrm{v}}-\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}). \tag{19}$$

步骤 2 根据式(1)和式(17), 可以推导出误差动态

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{v}}_{\mathrm{e}}=\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\mathrm{v}}-\boldsymbol{M}^{-1}[-\boldsymbol{D}_{\mathrm{l}}\boldsymbol{v}-\boldsymbol{D}_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{v})+\\ \boldsymbol{T}(\beta)\boldsymbol{\kappa}(\boldsymbol{n})\boldsymbol{u}_{\mathrm{p}}+\boldsymbol{d}_{\mathrm{w}}],\end{aligned} \tag{20}$$

式中$\boldsymbol{D}_{\mathrm{l}}\boldsymbol{v}+\boldsymbol{D}_{\mathrm{n}}(\boldsymbol{v})$是控制设计中的系统不确定. 根据引理1, 采用RBF神经网络$\boldsymbol{F}_{\mathrm{nn}}(\boldsymbol{v})$来逼近未知的函数矢量.

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{F}_{\mathrm{nn}}(\boldsymbol{v})=\\&\boldsymbol{S}_{\bar{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\boldsymbol{v}+\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\mathrm{v}}}=\\&\boldsymbol{S}_{\bar{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}-\boldsymbol{S}_{\bar{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}+\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\mathrm{v}}}=\\&\boldsymbol{S}_{\bar{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{v}}-b_{\mathrm{v}}\boldsymbol{S}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{v}}+\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\mathrm{v}}},\end{aligned} \tag{21}$$

式中: $\boldsymbol{F}_{\mathrm{nn}}(\boldsymbol{v})=[f_{\mathrm{nu}}(\boldsymbol{v})\ f_{\mathrm{nv}}(\boldsymbol{v})\ f_{\mathrm{nr}}(\boldsymbol{v})]^{\mathrm{T}}$, 其中$f_{\mathrm{nu}}(\boldsymbol{v})$, $f_{\mathrm{nv}}(\boldsymbol{v})$, $f_{\mathrm{nr}}(\boldsymbol{v})$分别为对应于$u,v,r$子系统模型不确定的 RBF 神经网络; $\boldsymbol{S}_{\bar{\mathrm{v}}}(\boldsymbol{v})=\mathrm{diag}\{\boldsymbol{S}_{\mathrm{u}}(\boldsymbol{v}),\boldsymbol{S}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v}),\boldsymbol{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{v})\}\in\mathbb{R}^{3\times 3l}$, 其中$\boldsymbol{S}_{\mathrm{u}}(\boldsymbol{v})=\boldsymbol{S}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{v})=\boldsymbol{S}_{\mathrm{r}}(\boldsymbol{v})$. 通过上面的分析, 可知$\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}=[\boldsymbol{A}_{\mathrm{u}}\ \ \boldsymbol{A}_{\mathrm{v}}\ \ \boldsymbol{A}_{\mathrm{r}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{3l\times 3}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\mathrm{v}}}=[\varepsilon_{\mathrm{u}}\ \ \varepsilon_{\mathrm{v}}\ \ \varepsilon_{\mathrm{r}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^3$, 并且$\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_{\bar{\mathrm{v}}}$是$\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\mathrm{v}}}$的的上界矢量. 令$b_{\mathrm{v}}=\|\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\|_{\mathrm{F}}$, $\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}^m=\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}/\|\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\|_{\mathrm{F}}$, 可以得到$\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{v}}=\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}^m\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}$和$b_{\mathrm{v}}\boldsymbol{\omega}_{\mathrm{v}}=\boldsymbol{A}_{\bar{\mathrm{v}}}\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}$. 接下来将会采用鲁棒神经阻尼进

行后续推导.

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{\zeta}=\\&\|\boldsymbol{v}_{\rm e}\|\|\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\rm v}}\boldsymbol{\beta}_{\rm v}+\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\rm v}}-\boldsymbol{d}_{\rm w}\|\leqslant\\&\vartheta_{\rm v}\|\boldsymbol{v}_{\rm e}\|\phi_{\rm v}(\cdot),\end{aligned}\tag{22}$$

式中: $\boldsymbol{\zeta}=\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{A}_{\bar{\rm v}}\boldsymbol{\beta}_{\rm v}+\boldsymbol{\varepsilon}_{\bar{\rm v}}-\boldsymbol{d}_{\rm w}$, $\vartheta_{\rm v}=\max\{\|\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_{\bar{\rm v}}\|+\|\bar{\boldsymbol{d}}_{\rm w}\|,\|\boldsymbol{A}_{\bar{\rm v}}\|_{\rm F}\}$, $\phi_{\rm v}(\cdot)=1+\|\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\|\|\boldsymbol{\beta}_{\rm v}\|$. 根据杨氏不等式, 可以得到

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{\zeta}-b_{\rm v}\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{\omega}_{\rm v}\leqslant\\&\frac{\phi_{\rm v}^2\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{k}_{\rm vn}\boldsymbol{v}_{\rm e}}{4}+\frac{\vartheta_{\rm v}^2}{\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\rm vn}\}}+\frac{b_{\rm v}^2\boldsymbol{\omega}_{\rm v}^{\rm T}\boldsymbol{\omega}_{\rm v}}{\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\rm vn}\}}+\\&\frac{\|\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\|_{\rm F}^2\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{k}_{\rm vn}\boldsymbol{v}_{\rm e}}{4}\leqslant\\&\varPhi_{\rm v}(\cdot)\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{k}_{\rm vn}\boldsymbol{v}_{\rm e}+\frac{2\vartheta_{\rm v}^2}{\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\rm vn}\}},\end{aligned}\tag{23}$$

式中: $\varPhi_{\rm v}(\cdot)=\dfrac{1}{4}[\phi_{\rm v}^2+\|\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\|_{\rm F}^2]$是鲁棒神经阻尼项, $\boldsymbol{k}_{\rm vn}$为正的设计参数矩阵.

基于以上分析, 误差动态系统(20)可重新表示为

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{v}}_{\rm e}=\boldsymbol{M}^{-1}[&\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\rm v}+\boldsymbol{\zeta}-b_{\rm v}\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{\omega}_{\rm v}-\\&\boldsymbol{T}(\beta)\boldsymbol{\kappa}(\boldsymbol{n})\boldsymbol{u}_{\rm p}].\end{aligned}\tag{24}$$

设计直接控制变量$\boldsymbol{\alpha}_{\bar{\rm u}{\rm p}}=[\alpha_{\rm up}\ \ \alpha_{\rm vp}\ \ \alpha_{\rm rp}]^{\rm T}$为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\alpha}_{\bar{u}p}=\\&\boldsymbol{k}_{\rm v}\boldsymbol{v}_{\rm e}+\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\rm v}+\varPhi_{\rm v}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{k}_{\rm vn}\boldsymbol{v}_{\rm e}+\boldsymbol{R}^{\rm T}(\psi)\boldsymbol{\eta}_{\rm e}.\end{aligned}\tag{25}$$

事实上, 推进器力系数$\boldsymbol{\kappa}(\cdot)$是未知的且可能产生系统增益不确定. 为解决这一问题, 定义$\boldsymbol{g}_{\rm p}=\boldsymbol{\kappa}(\boldsymbol{n})\boldsymbol{l}_1$, $\boldsymbol{\varpi}_{\rm p}=\boldsymbol{\kappa}(\boldsymbol{n})\boldsymbol{l}_2\boldsymbol{\epsilon}$, 其中$\boldsymbol{\epsilon}=[\epsilon_1\ \ \epsilon_2\ \ \cdots\ \ \epsilon_q]^{\rm T}$, $\boldsymbol{l}_1={\rm diag}\{1/(1+\xi_1^1(t)\delta_1),\cdots,1/(1+\xi_1^q(t)\delta_q)\}$, $\boldsymbol{l}_2={\rm diag}\{\xi_2^1(t)/(1+\xi_1^1(t)\delta_1),\cdots,\xi_2^q(t)/(1+\xi_1^q(t)\delta_q)\}$. 选取自适应参数$\hat{\boldsymbol{\lambda}}$和$\hat{\boldsymbol{\theta}}$作为$\boldsymbol{\lambda}=1/\boldsymbol{g}_{\rm p}$和$\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\lambda}\sup\|\boldsymbol{\varpi}_{\rm p}\|\boldsymbol{\iota}$的估计, 其中$\boldsymbol{\iota}=[1\ \ 1\ \ \cdots\ \ 1]^{\rm T}$. 基于此, 可以得到对于$\boldsymbol{p}=[p_1\ \ p_2\ \ \cdots\ \ p_q]^{\rm T}$的实际控制律$\boldsymbol{\omega}_{\rm p}$和自适应参数$\dot{\hat{\lambda}}_i,\dot{\hat{\theta}}_i$.

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\omega}_{\rm p}=&{\rm diag}\{\hat{\lambda}_1,\hat{\lambda}_2,\cdots,\hat{\lambda}_q\}\boldsymbol{T}^{\dagger}(\beta)\boldsymbol{\alpha}_{\bar{\rm u}{\rm p}}-\\&{\rm diag}\{\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2,\cdots,\hat{\theta}_q\}\tanh\boldsymbol{\varTheta},\end{aligned}\tag{26}$$

$$\boldsymbol{p}={\rm sgn}\,\boldsymbol{\omega}_{\rm p}\ast\sqrt{|\boldsymbol{\omega}_{\rm p}|},\tag{27}$$

$$\begin{cases}\dot{\hat{\lambda}}_i=\gamma_i[\displaystyle\sum_{j=u,v,r}\sum_{k=u,v,r}T_{ik}^{\dagger}(\cdot)T_{ji}(\cdot)j_{\rm e}\alpha_{\rm kp}-\\\qquad\sigma_{\lambda i}(\hat{\lambda}_i\hat{\lambda}_i(0))],\\\dot{\hat{\theta}}_i=\ell_i[\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{T}_i(\cdot)-\sigma_{\theta i}(\hat{\theta}_i-\hat{\theta}_i(0))],\end{cases}\tag{28}$$

式中: $\varepsilon>0$; $\boldsymbol{T}^{\dagger}(\beta)$表示矩阵$\boldsymbol{T}(\beta)$的伪逆; $\gamma_i,\ell_i,\sigma_{\lambda i},\sigma_{\theta i}$为设计参数; $\tanh\boldsymbol{\varTheta}=[\tanh(\hat{\theta}_1\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{T}_1(\cdot)/\varepsilon)\ \ \cdots\ \ \tanh(\hat{\theta}_q\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{T}_q(\cdot)/\varepsilon)]^{\rm T}$.

4 稳定性分析

定理 1 对于动力定位船舶(1), 在满足假设1–2的条件下, 所有状态变量的初始条件满足$\boldsymbol{\eta}_{\rm e}^{\rm T}(0)\,\boldsymbol{\eta}_{\rm e}(0)+\boldsymbol{q}_{\rm v}^{\rm T}(0)\boldsymbol{q}_{\rm v}(0)+\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}(0)\boldsymbol{v}_{\rm e}(0)\leqslant\varDelta$, 其中$\varDelta>0, i=1,2,\cdots,q$. 控制律(16)(25)和自适应参数(28)能够保证闭环控制系统的所有状态变量满足半全局一致最终有界(semi-global uniform ultimate bounded, SGUUB).

证 为了进行闭环控制系统的稳定性分析, 构造Lyapunov函数为

$$\begin{aligned}&V=\\&\frac{1}{2}\boldsymbol{\eta}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{\eta}_{\rm e}+\frac{1}{2}\boldsymbol{q}_{\rm v}^{\rm T}\boldsymbol{q}_{\rm v}+\frac{1}{2}\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{M}\boldsymbol{v}_{\rm e}+\\&\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\lambda}_i^2}{\gamma_i}+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\theta}_i^2}{\ell_i}.\end{aligned}\tag{29}$$

利用式(18)–(19)(24)(28), 对V求导可得

$$\begin{aligned}&\dot{V}=\\&\boldsymbol{\eta}_{\rm e}^{\rm T}\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\rm e}+\boldsymbol{q}_{\rm v}^{\rm T}\dot{\boldsymbol{q}}_{\rm v}+\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}}_{\rm e}+\\&\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\lambda}_i\dot{\hat{\lambda}}_i}{\gamma_i}+\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\theta}_i\dot{\hat{\theta}}_i}{\ell_i}\leqslant\\&-(\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\eta}\}-1)\boldsymbol{\eta}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{\eta}_{\rm e}-\\&\sum_{j=u,v,r}(\frac{1}{\varsigma_j}-\frac{1}{4}-\frac{\bar{B}_j^2}{2b})q_j^2+\\&\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}(\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\rm v}+\boldsymbol{\zeta}-b_{\rm v}\boldsymbol{S}_{\bar{\rm v}}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{\omega}_{\rm v}-\\&\boldsymbol{T}(\cdot)\kappa(\cdot)\boldsymbol{u}_{\rm p}+\boldsymbol{R}^{\rm T}(\psi)\boldsymbol{\eta}_{\rm e})+\\&\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\lambda}_i\dot{\hat{\lambda}}_i}{\gamma_i}+\sum_{i=1}^{q}\frac{g_{{\rm p}i}\tilde{\theta}_i\dot{\hat{\theta}}_i}{\ell_i}+\frac{3b}{2}.\end{aligned}\tag{30}$$

为开展进一步的放缩设计, 引入式(31)–(32)给出的关系, 其中$\boldsymbol{I}$是单位矩阵.

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{I})\dot{\boldsymbol{\beta}}_{\rm v}=\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{I})\varsigma_{\rm v}^{-1}\boldsymbol{q}_{\rm v}\leqslant\\&\|(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{I})\boldsymbol{\varsigma}_{\rm v}^{-1}\|_{\rm F}^2\|\boldsymbol{v}_{\rm e}\|^2+\frac{1}{4}\|\boldsymbol{q}_{\rm v}\|^2,\end{aligned}\tag{31}$$

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\omega}_{\rm v}^{\rm T}\boldsymbol{\omega}_{\rm v}=\|\boldsymbol{A}_{\bar{\rm v}}^{m}\boldsymbol{v}_{\rm e}\|^2=\\&\frac{(\omega_{u,1}^{\rm T}\omega_{u,1}+\cdots+\omega_{r,3}^{\rm T}\omega_{r,3})}{\|\boldsymbol{A}_{\bar{\rm v}}\|_{\rm F}^2}\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{v}_{\rm e}=\\&\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{v}_{\rm e}.\end{aligned}\tag{32}$$

将式(14)(25)(28)代入式(30), 则$\dot{V}$可以重新表示为

$$\begin{aligned}&\dot{V}\leqslant\\&-(\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\eta}\}-1)\boldsymbol{\eta}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{\eta}_{\rm e}-\sum_{j=u,v,r}(\frac{1}{\varsigma_j}-\frac{1}{4}-\\&\frac{\bar{B}_j^2}{2b})q_j^2-(\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\rm v}\}-\frac{b_{\rm v}^2}{\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\rm vn}\}}-\\&\|(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{I})\boldsymbol{\varsigma}_{\rm v}^{-1}\|_{\rm F}^2)\boldsymbol{v}_{\rm e}^{\rm T}\boldsymbol{v}_{\rm e}+\sum_{i=1}^{q}\frac{\sigma_{\lambda i}\inf\{g_{{\rm p}i}\}\tilde{\lambda}_i^2}{2}+\end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^{q}\frac{\sigma_{\theta i}\inf\{g_{\mathrm{p}i}\}\tilde{\theta}_i^2}{2}+\chi. \tag{33}$$

式中

$$\chi=\sum_{i=1}^{q}\sup\{g_{\mathrm{p}i}\}0.2785\varepsilon+\frac{3b}{2}+(\frac{\vartheta_{\mathrm{v}}}{\lambda_{\min}}\{\boldsymbol{k}_{\mathrm{vn}}\})+\sum_{i=1}^{q}\sup\{g_{\mathrm{p}i}\}[(\frac{\sigma_{\lambda i}}{2})(\lambda_i-\hat{\lambda}_i(0))^2+(\frac{\sigma_{\theta i}}{2})(\theta_i-\hat{\theta}_i(0))^2].$$

基于以上分析, 式(33)可以表示为

$$\dot{V}\leqslant-2aV+\chi, \tag{34}$$

式中:

$$a=\min\{(\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\eta}\}-1),(\sum_{j=u,v,r}(\frac{1}{\varsigma_j}\frac{-1}{4}-\frac{\bar{B}_j^2}{2b})),(\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\}-\frac{b_{\mathrm{v}}^2}{\lambda_{\min}\{\boldsymbol{k}_{\mathrm{vn}}\}}-\|(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{I})\varsigma_{\mathrm{v}}^{-1}\|_{\mathrm{F}}^2),(\frac{\sigma_{\lambda 1}\gamma_1}{2}),\cdots,(\frac{\sigma_{\lambda q}\gamma_q}{2}),(\frac{\sigma_{\theta 1}\ell_1}{2}),\cdots,(\frac{\sigma_{\theta q}\ell_q}{2})\},$$

对式(34)两边进行积分可以得到

$$V(t)\leqslant(V(0)-(\frac{\chi}{2a}))\exp(-2at)+(\frac{\chi}{2a}),$$

通过调整设计参数, 有界变量χ可以足够小. 根据闭环增益成形算法[20], 随着$t\rightarrow\infty$, $V(t)$能够收敛于$\dfrac{\chi}{2a}$. 因此, 闭环控制系统中所有误差变量均满足SGUUB.

对于具有事件触发机制的闭环控制系统, 在工业中容易产生Zeno现象, 即在有限的时间内出现无限次事件触发. 接下来, 将会证明该算法能够避免Zeno现象的发生. 假设$t_{k+1}^i-t_k^i\geqslant t_k^*$, $\forall\in\boldsymbol{Z}^+$, 其中$t_k^*$是有界的正常数($t_k^*>0$), 基于测量误差$e_i(t)=\omega_{\mathrm{p}i}(t)-u_{\mathrm{p}i}(t)$, 可以得到

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}|e_i|=\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(e_i*e_i)^{\frac{1}{2}}=\mathrm{sgn}\,e_i\dot{e}_i\leqslant|\dot{\omega}_{\mathrm{p}i}|. \tag{35}$$

由于$e_i(t_k^i)=0$, $\lim\limits_{t\rightarrow t_{k+1}^i}e_i(t)=\epsilon_i$, 最小采样间隔时间$t_k^*$满足$t_i^*\geqslant\epsilon_i/|\dot{\omega}_{\mathrm{p}i}|$. 因此, 本文提出的控制算法避免了Zeno行为.

5 仿真实验

为了验证所提出控制算法的有效性和优越性, 本文采用MATLAB仿真平台进行实验并与文献[5]中的控制算法进行对比实验. 两种算法都针对船舶动力定位控制问题采用矢量Backstepping方法进行研究, 因此将本文的实验结果与文献[5]中的实验结果进行对比, 能够进一步论证本文提出算法的有效性. 实验对象为Siem Offshore Contractors (SOC) 公司的SIEM AIMERY轮[21](船长95.3 m, 船宽21.5 m, 船舶质量4.500×10^6 kg), 其配备两个主螺旋桨、两个隧道推进器和一个全回转推进器, 详见图1, 其中$l_{\mathrm{y}1}=-5$ m, $l_{\mathrm{y}2}=5$ m, $l_{\mathrm{x}3}=-20$ m, $l_{\mathrm{x}4}=28$ m, $l_{\mathrm{x}5}=40$ m. 实验对象的模型参数如表1所示.

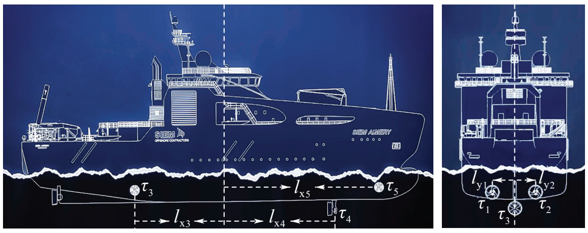


图 1 SIEM AIMERY轮推进器分布图

Fig. 1 The SIEM AIMERY marine vehicle with the thruster configuration

表 1 SIEM AIMERY模型参数

Table 1 SIEM AIMERY model parameters

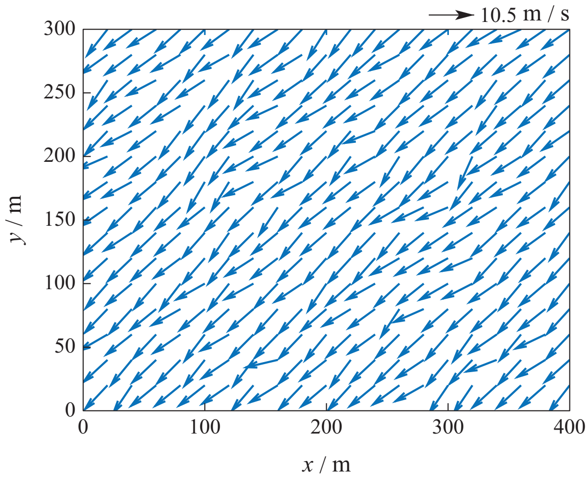
对象	数值	对象	数值
$X_{\dot{\mathrm{u}}}$	-0.7212×10^6	$Y_{\dot{\mathrm{v}}}$	-3.6921×10^6
$Y_{\dot{\mathrm{r}}}$	-1.0234×10^6	$I_{\mathrm{z}}-N_{\dot{\mathrm{r}}}$	3.7454×10^9
X_{u}	5.0242×10^4	Y_{v}	2.7229×10^5
Y_{r}	-4.3933×10^6	$Y_{\mathrm{\|v\|v}}$	1.7860×10^4
$X_{\mathrm{\|u\|u}}$	1.0179×10^3	$Y_{\mathrm{\|v\|r}}$	-3.0068×10^5
N_{v}	-4.3821×10^6	N_{r}	4.1894×10^8
$N_{\mathrm{\|v\|v}}$	-2.4684×10^5	$N_{\mathrm{\|v\|r}}$	6.5759×10^6

在仿真实验中, 本文采用文献[22]中的物理数学模型模拟外部环境扰动(海风和不规则的风生浪), 即采用NORSOK风谱和JONSWAP浪谱来模拟这两种扰动. 图2给出了5级海况下的二维风场和相应的风生浪, 风向为$\psi_{\mathrm{wind}}=50°$, 风速为$V_{\mathrm{wind}}=10.5$ m/s.

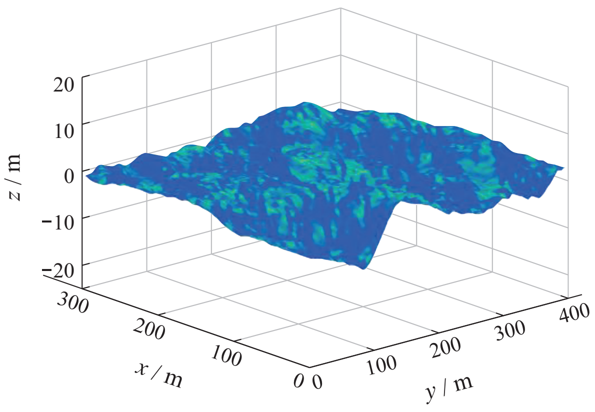
动力定位船舶系统的初始值为$[x(0)\ \ y(0)\ \ \psi(0)\ \ u(0)\ \ v(0)\ \ r(0)]=[0\ \mathrm{m}\ \ 0\ \mathrm{m}\ \ 50°\ \ 0\ \mathrm{m/s}\ \ 0\ \mathrm{m/s}\ \ 0(°)/\mathrm{s}]^{\mathrm{T}}$, 期望参考姿态为$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}=[10\ \mathrm{m}\ \ 10\ \mathrm{m}\ \ 30°]^{\mathrm{T}}$. 该控制算法的相关设计参数如式(36)所示. 由于实验船舶中存在一个全回转推进器, 所以对推进器配置矩阵进行了扩展操作. 因此, $\boldsymbol{\delta}$, $\boldsymbol{\epsilon}$, $\boldsymbol{\gamma}$, $\boldsymbol{\ell}$, $\boldsymbol{\sigma}_{\lambda}$, $\boldsymbol{\sigma}_{\theta}$中存在6个元素. 在本文所提出的控制算法中, 对于事件触发控制器参数, 阈值参数δ_i, 其越大, 触发间隔越大, 节约的通信资源就越多, 但长时间在触发间隔内保持控制信号不变会减低闭环系统的控制精度. 因此, 在调节事件触发阈值参数时, 应先将其调大, 然后缓慢减小其参数值, 使其在节约通信资源和系统控制精度之间达到一个满足工程要求的平衡. 对于事件触发参数ϵ_i, 通常将其设定为(0, 0.1]来避免Zeno现象. 对于系统控制参数$\boldsymbol{k}_{\eta}$, $\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}$, $\boldsymbol{k}_{\mathrm{vn}}$, 其越大, 姿态误差和速度误差就越小, 但过大的参数设定可能导致控制输入超出执行器的最大输入值. 因此在参数调节过程中, 应先将参数$\boldsymbol{k}_{\eta}$, $\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}$, $\boldsymbol{k}_{\mathrm{vn}}$设定为一个较大的数值, 保证较小的姿态误差和速度误差, 然后逐渐降低其数值, 使控制输入在执行器最大输入值内达到最好的控制性能. 其他参数设定均类似于上述参数选取方法, 在此不做赘述. 此外, RBF神经网络具有25个节点, 宽度$\varrho_i=3$, 中心μ_i分布在论域$\{\mu_i\mid i=1,2,\cdots,l\}_{x\times v\times r}=$

$\{-2.5\ \mathrm{m/s}\ \times\ 2.5\ \mathrm{m/s}\}\ \times\ \{-2.5\ \mathrm{m/s}\ \times\ 2.5\ \mathrm{m/s}\}\ \times\ \{-0.5\ \mathrm{rad/s}\times 0.5\ \mathrm{rad/s}\}$上.

$$\begin{cases} \boldsymbol{k}_{\eta}=\mathrm{diag}\{0.7,1.2,45\},\\ \varsigma_{\mathrm{v}}=\mathrm{diag}\{0.01,0.01,0.01\},\\ \boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}=\mathrm{diag}\{0.3,0.3,6.5\},\\ \boldsymbol{k}_{\mathrm{vn}}=\mathrm{diag}\{0.76,0.7,0.3\},\\ \boldsymbol{\delta}=[\delta_1\ \ \delta_2\ \ \cdots\ \ \delta_6]^{\mathrm{T}}=\\ \qquad [0.4\ \ 0.4\ \ 0.3\ \ 0.5\ \ 0.5\ \ 0.3]^{\mathrm{T}},\\ \boldsymbol{\epsilon}=[\epsilon_1\ \ \epsilon_2\ \ \cdots\ \ \epsilon_6]^{\mathrm{T}}=\\ \qquad [0.1\ \ 0.1\ \ 0.1\ \ 0.1\ \ 0.1\ \ 0.1]^{\mathrm{T}},\\ \boldsymbol{\gamma}=[0.4\ \ 0.4\ \ 0.2\ \ 0.2\ \ 0.1\ \ 0.3]^{\mathrm{T}},\\ \boldsymbol{\ell}=[0.32\ \ 0.32\ \ 0.3\ \ 0.2\ \ 0.1\ \ 0.3]^{\mathrm{T}},\\ \boldsymbol{\sigma}_{\lambda}=[5\ \ 5\ \ 3.4\ \ 2.5\ \ 2\ \ 3.5]^{\mathrm{T}},\\ \boldsymbol{\sigma}_{\theta}=[6.8\ \ 6.8\ \ 5\ \ 4.3\ \ 3\ \ 4.2]^{\mathrm{T}}. \end{cases} \tag{36}$$



(a) 二维风场



(b) 三维波浪图

图 2　环境干扰

Fig. 2　Environment disturbance

图3–5给出了该算法与传统的算法的主要对比结果. 结合图3–4可以看出, 与文献[5]中的控制算法相比较, 本文提出的控制算法具有更快的收敛速度和优越的稳定性能. 值的注意的是, 为了更加清晰的展示船舶运动轨迹, 图3中采用1:10的比例模型来描述船舶艏向的稳定情况. 为进一步量化分析两种算法的控制效果, 引入式(37)所示的3种性能指标, 即平均绝对姿态误差(mean absolute error, MAA)、平均绝对控制输入(mean absolute input, MAI)、平均控制输入变差(mean input of variation, MIV). MAA描述系统响应性能, MAI和MIV描述能量消耗的平滑性. 相应的数值量化对比结果如表2所示, 从中可以看出, 相比于传统的控制算法, 该算法具有更加优越的系统响应性能和平滑性以及更小的能量消耗. 如图6所示, 存在一个大于零的最小采样间隔来保证没有触发时刻积累, 即避免Zeno现象.

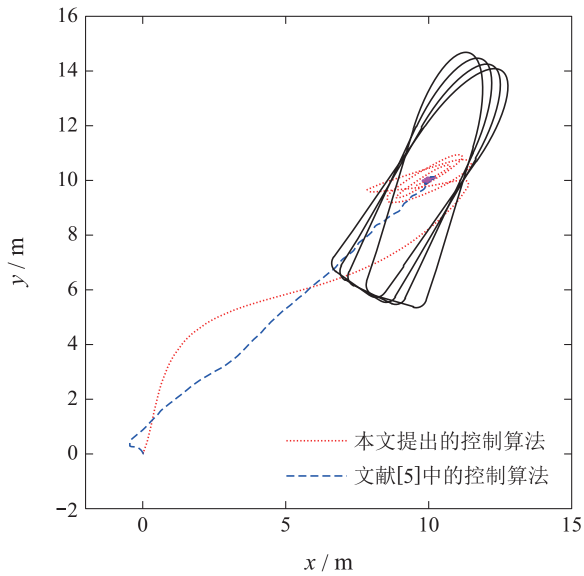


图 3　船舶运动轨迹对比曲线

Fig. 3　Comparison of the marine vehicles motion trajectory

表 2　本文算法与文献[5]算法的量化对比结果

Table 2　Quantitative comparison of performances for the proposed algorithm and the one in [5]

指标	对象	本文算法	文献[5]算法
	x_{e}/m	1.0548	1.5149
MAA	y_{e}/m	1.3637	1.6470
	$\psi_{\mathrm{e}}/(^{\circ})$	2.5864	3.9513
	τ_{u}/N	1.2784×10^{4}	1.9634×10^{4}
MAI	τ_{v}/N	2.3684×10^{4}	4.7634×10^{4}
	τ_{r}/N·m	7.3446×10^{5}	6.9674×10^{5}
	τ_{u}/N	7.2968	18.3424
MIV	τ_{v}/N	26.5473	32.8798
	τ_{r}/N·m	1068.9781	1254.6468

此外, 本文还采用计算内存(held computer memory, HCM)和采样点数量(sampling number, SN)来评价两种算法的计算负载. 根据表3所示的结果不难看出, 本文提出算法的HCM和SN都小于文献[5]算法. 因此,

本文提出的算法具有更小的计算负载和更低的信道占用率. 这对其在实际工程中的应用具有重要的现实意义.

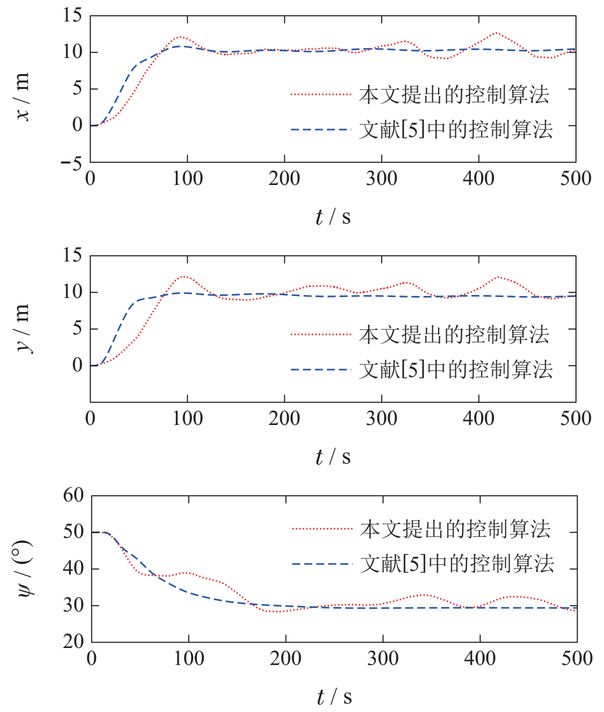


图 4 姿态变量x, y, ψ对比曲线

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

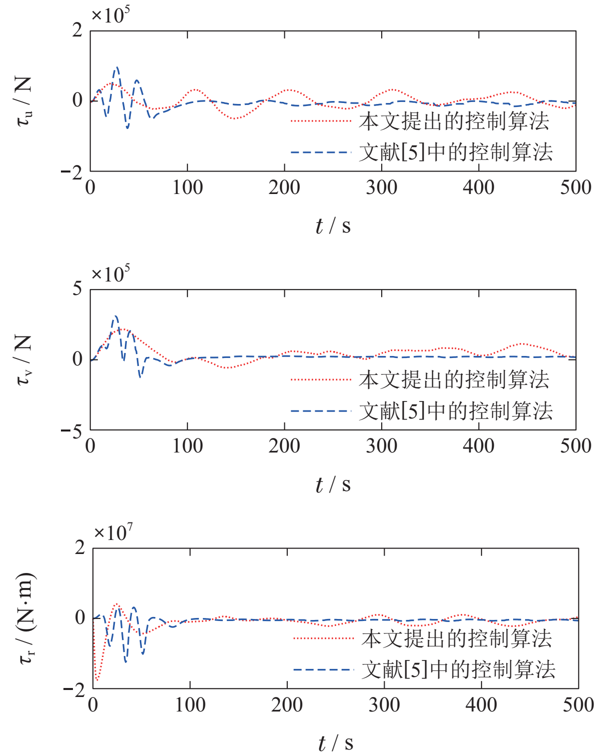


图 5 控制输入τ_u, τ_v, τ_r对比曲线

Fig. 5 Comparison of the control input τ_u, τ_v, τ_r

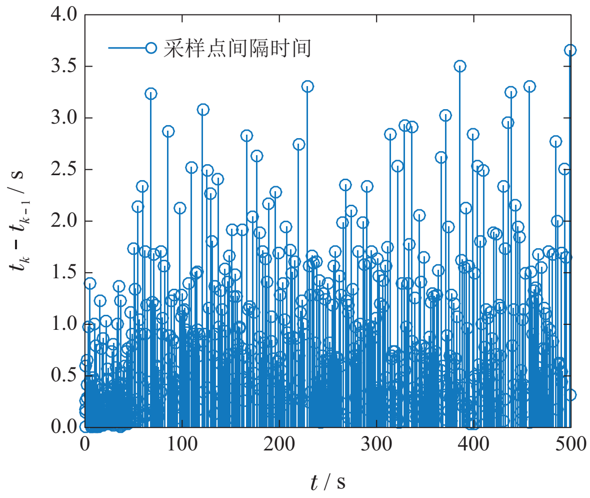


图 6 本文所提出算法中事件触发采样间隔记录

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

表 3 本文算法与文献[5]算法的计算负载对比结果

Table 3 Comparison of the computation load for the proposed algorithm and the one in [5]

指标	计算机类型	本文算法	文献[5]算法
HCM/kB	CPU(i7–4710) 2.70 GHz	323197	455985
	CPU(i5–7200U) 2.50 GHz	499468	651686
SN		977	50000

$$\begin{cases} \mathrm{MAA} = \dfrac{1}{t_\infty - t_0}\displaystyle\int_{t_0}^{t_\infty} |e_\eta(t)|\mathrm{d}t, \\ \mathrm{MAI} = \dfrac{1}{t_\infty - t_0}\displaystyle\int_{t_0}^{t_\infty} |\tau(t)|\mathrm{d}t, \\ \mathrm{MIV} = \dfrac{1}{t_\infty - t_0}\displaystyle\int_{t_0}^{t_\infty} |\tau(t+1) - \tau(t)|\mathrm{d}t. \end{cases} \tag{37}$$

图7描述了船舶推进器螺距比和方位角的变化情况. 从图中可以清晰地看出, 在事件触发机制的作用下, 船舶推进器的螺距比只有在满足触发机制时才会被在线更新. 全回转推进器的方位角β_4的变化曲线虽然看似不合理, 实则不然. 方位角β_4的实际变化范围是$(-180°, 180°]$, 实际工程中全回转推进器需要进行转换操作. 因此, 方位角β_4的变化曲线其实是平滑的. 图8给出了自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$的变化规律. 自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$通过在线更新补偿执行器增益不确定和事件触发机制引起的测量误差. 事实上, 自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$是对第i个执行器增益倒数的估计, 因而其取值较小, 由于实验船舶推进器动力性能很相近(例如, NO.1和NO.2推进器相近, NO.3和NO.5推进器相近), 因此自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$的6个参数非常接近. 此外, 自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$的变化主要取决于船舶姿态误差动态$\boldsymbol{\eta}_e$和速度误差动态$\boldsymbol{v}_e$, 在初始阶段, 船舶从初始姿态向期望

姿态运动过程中, $\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{e}}$和$\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}$快速减小, 因而自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$的曲线变化剧烈, 当船舶运动到期望位置后并稳定地保持在期望位置的过程中, $\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{e}}$和$\boldsymbol{v}_{\mathrm{e}}$几乎为零, 因此自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$的曲线保持稳定, 几乎无变化.

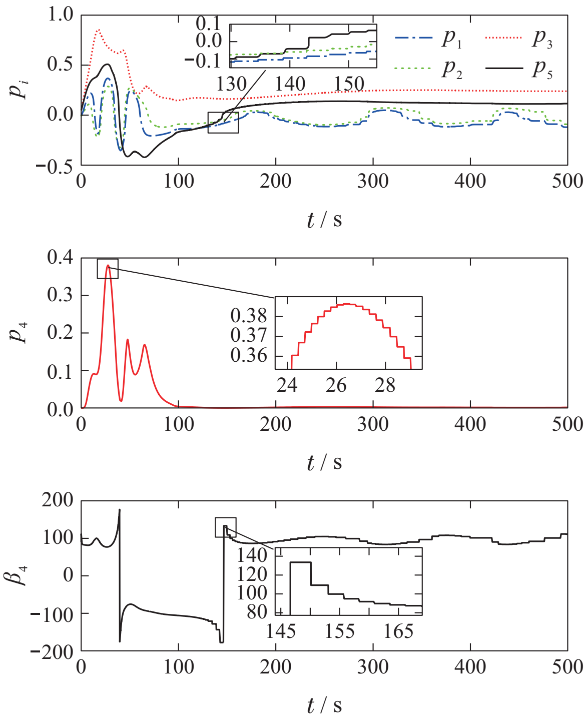


图 7　本文所提出算法中实际控制输入

Fig. 7　Actual control inputs under the proposed algorithm

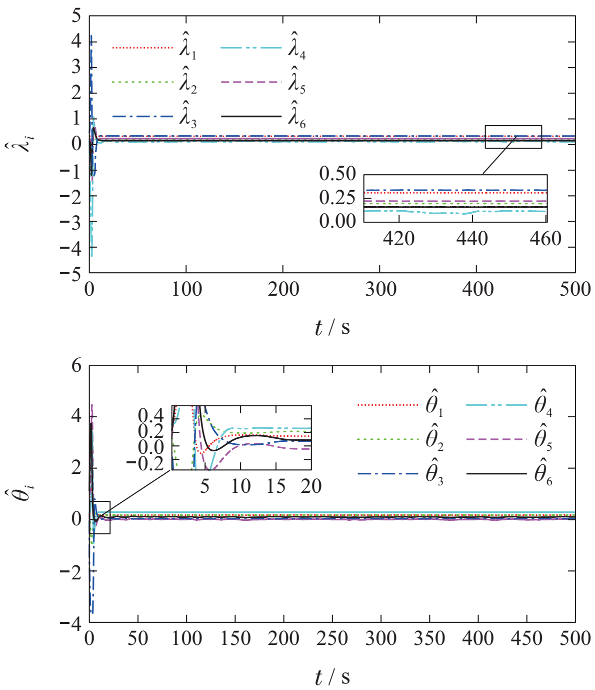


图 8　本文所提出算法中自适应参数$\hat{\lambda}_i$和$\hat{\theta}_i$

Fig. 8　Adaptive parameters $\hat{\lambda}_i$ and $\hat{\theta}_i$ under the proposed algorithm

参考文献:

[1] ZHANG Yufang, LIU Changde. Backstepping control for ship dynamic positioning based on disturbance observer. *Ship Engineering*, 2020, 42(12): 79 – 84, 92.
(张玉芳, 刘长德. 基于扰动观测器的船舶动力定位反步控制. 船舶工程, 2020, 42(12): 79 – 84, 92.)

[2] KIM S W, KIM M H. Feed-forward control for dynamic positioning in random waves based on quadratic impulse function and real-time wave measurement. *Applied Ocean Research*, 2019, 92: 101933.

[3] ZHANG G, HUANG C, ZHANG X, et al. Practical constrained dynamic positioning control for uncertain ship through the minimal learning parameter technique. *IET Control Theory & Applications*, 2018, 12(18): 2526 – 2533.

[4] VÆRNØ S A, SKJETNE R, KJERSTAD Ø K, et al. Comparison of control design models and observers for dynamic positioning of surface vessels. *Control Engineering Practice*, 2019, 85: 235 – 245.

[5] WITKOWSKA A. Dynamic positioning system with vectorial backstepping controller. *Proceedings of 2013 18th International Conference on Methods & Models in Automation & Robotics (MMAR)*. New York, NY: IEEE, 2013: 842 – 847.

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

[7] SKULSTAD R, LI G, ZHANG H, et al. A neural network approach to control allocation of ships for dynamic positioning. *IFAC PapersOnLine*, 2018, 51(29): 128 – 133.

[8] HU X, DU J, SHI J. A robust adaptive neural networks controller for maritime dynamic positioning system. *Neurocomputing*, 2015, 53: 46 – 53.

[9] WANG Y, ZHANG X, FU Y, et al. Adaptive fuzzy sliding mode controller for dynamic positioning of FPSO vessels. *OCEANS 2019 – Marseille*. New York, NY: IEEE, 2019: 1 – 7.

[10] LIN X, NIE J, JIAO Y, et al. Nonlinear adaptive fuzzy output-feedback controller design for dynamic positioning system of ships. *Ocean Engineering*, 2018, 158(15): 186 – 195.

[11] SAHOO A, XU H, JAGANNATHAN S. Neural network-based event-triggered state feedback control of nonlinear continuous-time systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(3): 497 – 509.

[12] CAI J, YU R, YAN Q, et al. Event-triggered control for strict-feedback nonlinear systems with external disturbances. *IEEE Access*, 2018, 7: 38390 – 38396.

[13] LI Y, YANG G. Model-based adaptive event-triggered control of strict-feedback nonlinear systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 29(4): 1033 – 1045.

[14] XING L, WEN C, LIU Z, et al. Adaptive compensation for actuator failures with event-triggered input. *Automatica*, 2017, 85: 129 – 136.

[15] JIAO J, WANG G. Event driven tracking control algorithm for marine vessel based on backstepping method. *Neurocomputing*, 2016, 207: 669 – 675.

[16] MIRZAEI M, MESKIN N, ABDOLLAHI F. Event-triggered based consensus of autonomous underactuated surface vessels. *The 4th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. New York, NY: IEEE, 2017: 477 – 482.

[17] ZHANG G, ZHANG X. Concise robust adaptive path-following control of underactuated ships using DSC and MLP. *Oceanic Engineering*, 2014, 39(4): 685 – 694.

[18] ZHANG Guoqin, ZHANG Xianku, GUAN Wei. Concise robust adaptive path-following control for underactuated ships. *Journal of Harbin Engineering University*, 2014, 35(9): 1053 – 1059.

(张国庆, 张显库, 关巍. 欠驱动船舶简捷鲁棒自适应路径跟踪控制. 哈尔滨工程大学学报, 2014, 35(9): 1053 – 1059.)

[19] FOSSEN T I, STRAND J P. Nonlinear passive weather optimal positioning control (WOPC) system for ships and rigs: experimental results. *Automatica*, 2011, 37(5): 701 – 715.

[20] ZHANG X K. *Ship Motion Concise Robust Control*. Beijing: Science Press, 2012.

[21] Siem Offshore Contractors. *Instruction Manual for SIEM AIMERY DP Trackpilot*. Norway: Siem Offshore Contractors, 2013.

[22] FOSSEN T I. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. New York: Wiley, 2011.

作者简介:

张国庆 博士, 副教授, 博士生导师, 目前研究方向为船舶运动控制和鲁棒控制, E-mail: zgq_dlmu@163.com;

姚明启 硕士研究生, 目前研究方向为船舶运动控制和鲁棒控制, E-mail: ymq_dlmu@163.com;

杨婷婷 博士, 教授, 目前研究方向为无线传感器网络和船舶网络通信, E-mail: yangtt@pcl.ac.cn;

张卫东 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂系统建模与控制和船舶制导与控制, E-mail: wdzhang@sjtu.edu.cn.