

基于混合阈值事件触发机制的船舶自适应神经滑模控制

李纪强¹, 张国庆^{1†}, 张显库¹, 张卫东²

(1. 大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026; 2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 针对存在时变干扰和通信受限的船舶航向保持控制问题, 本文设计了一种基于混合阈值事件触发机制的船舶自适应神经滑模控制算法. 首先, 采用径向基函数神经网络(RBF-NNs)对控制系统的模型不确定部分进行在线逼近. 其次, 构造了一种比例积分滑模面和基于混合阈值参数的事件触发规则来降低时变干扰引起的系统抖振和减少传输信道的通信资源占用. 并且在理论上分析了事件触发技术能够增强闭环控制系统对低频扰动的抗扰性. 最后, 通过Lyapunov理论证明了所提控制算法能够保证所有误差信号满足半全局一致最终有界稳定(SGUUB). 在时变干扰条件下进行数值仿真, 并且与现有控制技术进行对比, 仿真结果表明, 所提控制算法能够明显减少系统抖振和控制输入频率.

关键词: 欠驱动船舶; 航向保持; 自适应控制; 事件触发; 滑模控制

引用格式: 李纪强, 张国庆, 张显库, 等. 基于混合阈值事件触发机制的船舶自适应神经滑模控制. 控制理论与应用, 2023, 40(9): 1665 – 1671

DOI: 10.7641/CTA.2022.20215

Adaptive neural sliding mode control for USV with the hybrid threshold event-triggered mechanism

LI Ji-qiang¹, ZHANG Guo-qing^{1†}, ZHANG Xian-ku¹, ZHANG Wei-dong²

(1. Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: This paper investigates an adaptive neural sliding mode control algorithm for the heading keeping of the underactuated surface vessels (USV) in presence of the external disturbance and the communication constraint. In the proposed algorithm, the nonlinear term is approximated by using the radial basis function neural networks (RBF-NNs) neural networks. Furthermore, a proportional integral sliding mode technique and hybrid threshold event-triggered rule have been introduced to reduce the system chattering and channel resource occupancy, which caused by the external disturbance and system uncertainties. In addition, the principle of avoiding low frequency disturbance that uses an event triggered mechanism is analyzed. Finally, the semi-global uniform and ultimately bounded (SGUUB) stable has been proved by employing the Lyapunov theory. The numerical simulation has been carried out to verify the effectiveness of the proposed algorithm. Compared with the existing techniques, it can be noted that the proposed algorithm is with the advantages in aspects of the system chattering and the transmission frequency of the control command.

Key words: underactuated vessel; heading keeping; adaptive control; event-triggered control; sliding mode control

Citation: LI Jiqiang, ZHANG Guoqing, Zhang Xianku, et al. Adaptive neural sliding mode control for USV with the hybrid threshold event-triggered mechanism. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(9): 1665 – 1671

1 引言

船舶航向保持控制是船舶在航行过程中的一个最基本的任务场景. 针对船舶航向保持控制研究, 已经取得了大量的有益成果, 例如比例积分微分 (proportion integration differentiation, PID) 控制、自适应神经

控制、模型预测控制、滑模控制、动态面控制等^[1-5]. 文献[6]对船舶航向保持控制的发展历程进行了系统的研究, 并且指出, PID控制由于参数少和控制器结构简单的优势, 被广泛应用到航向自动舵中. 但是PID控制律是基于精确数学模型设计的, 而船舶的运动特性

收稿日期: 2022-03-26; 录用日期: 2022-12-06.

†通信作者. E-mail: zgq_dlmu@163.com; Tel.: +86 18940816403.

本文责任编辑: 曾志刚.

国家自然科学基金项目(52171291), 辽宁省应用基础研究计划项目(2023JH2/101600039), 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), 大连海事大学优秀博士学位论文培育项目资助.

Supported by the National Science Foundation of China (52171291), the Applied fundamental Research Program of Liaoning Province (2023JH2/101600039), the Dalian Science and Technology Program for Distinguished Young Scholars(2022RJ07), the Dalian Innovation Team Support Plan in the Key Research Field (2020RT08) and the Cultivation Program for the Excellent Doctoral Dissertation of Dalian Maritime University.

易受模型不确定、风浪流干扰等因素影响,因此用于控制算法设计的数学模型与实际物理平台之间存在很大的不确定性.为了处理模型结构的非线性项,文献[7]中采用径向基函数神经网络(radial basis function neural networks, RBF-NNs)对模型不确定进行在线逼近,并且利用Lyapunov稳定性判据证明了闭环控制系统的稳定性.进一步,文献[8]提出了一种双极性S函数修饰的非线性控制律,所提控制算法能够在保持控制效果的同时降低控制能量,并且以“育鲲”轮为例进行了仿真验证.文献[9]中分别针对船舶Nomoto模型设计非线性修饰的控制算法与模糊控制律,并进行仿真效果对比,结果表明两种控制算法均具有良好的鲁棒性和控制效果,但是使用非线性修饰的航向保持控制算法能够减少平均舵角的使用次数.在外界海洋环境作用下,船舶为了保持在期望航向,控制系统需要不断更新命令信号来调整舵角,这会造成执行器的频繁操纵,增加舵机能量消耗.在文献[10]中,基于牛顿-拉格朗日非线性数学模型,设计了一种具有扰动观测补偿机制的航向保持控制律,通过仿真验证说明了所提扰动观测器能够降低时变干扰对控制系统的影响.文献[11]提出了一种基于比例积分滑模的自适应控制律,通过对航向误差和位置误差的镇定来实现欠驱动船舶的路径跟踪任务.

实际上,上述文献中是基于连续时间采样设计的航向保持控制律,这会在一定程度上造成控制命令对传输信道的资源占用,并且增加舵机损耗.事件触发技术作为一种能够降低通信复杂的有效控制算法,已经在多智能体系统和船舶路径跟踪控制中得到了广泛的应用^[12-14].文献[15]介绍了一种能够保证非线性系统的控制器和参数估计器同时触发的触发条件,并且避免了输出到状态稳定的假设前提.文献[16]针对无人船编队控制问题,利用鲁棒神经阻尼技术提出了一种鲁棒自适应事件触发控制算法,证明了事件触发技术在降低通信负载方面的优势性.在文献[17]中,进一步将事件触发控制算法引入到无人帆船的航向保持控制中,设计了一种考虑执行器故障的事件触发控制算法,并且在仿真部分验证了事件触发技术在降低系统振动方面的优势.在文献[12-17]中,事件触发阈值参数需要人为设定,即控制系统是静态触发的.对于船舶航向自动控制来说,在瞬态响应阶段和稳态响应阶段,对于阈值参数的需求是不一致的.为了解决这种问题,文献[18]针对非线性系统设计了一种自适应律来动态调节阈值参数.这种方法在瞬态响应时会有效降低触发次数,但是阈值参数会随着时间增加而逐渐趋近于零.尽管事件触发技术能够有效减少控制命令的传输次数,但是一个不可避免的问题是,在触发间隔内控制命令保持不变,会降低系统的控制输出精度.

基于以上分析,本文以牛顿-拉格朗日非线性数学模型中艏向模型为控制对象,在时变干扰环境下设计了一种基于混合阈值事件触发机制的船舶自适应神经滑模控制算法.在所提控制算法中,利用径向基神经网络逼近艏向模型中的非线性项,并且通过两个自适应更新参数对神经网络权重和执行器增益进行在线补偿.本文的创新点主要总结为以下两点:

1) 与文献[10]相比,基于混合阈值参数的事件触发机制能够在瞬态响应阶段动态调节阈值参数,在稳态响应阶段实现静态触发.这会降低闭环系统在瞬态响应阶段的触发次数,减少舵机能量消耗;

2) 引入比例积分滑模技术,降低了事件触发技术在减少控制命令传输负载时引起的控制输出抖振.此外,从理论上证明了事件触发技术对外部干扰的鲁棒性.

2 模型描述

欠驱动船舶的牛顿-拉格朗日非线性数学模型的矩阵表达如下:

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\eta)v, \\ M\dot{v} + F(v) = \tau + d, \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\eta = [x \ y \ \psi]^T$ 为船舶的位置和艏向信号; $v = [u \ v \ r]^T$ 表示船舶前进速度、横漂速度和艏摇角速度; d 为外部扰动矩阵; $\tau = [\tau_u \ 0 \ \tau_r]^T$ 表示船舶的推进力和转船力矩; $J(\eta)$ 表示转换矩阵,详细的模型介绍可以参阅文献[19].

为便于艏向保持控制器设计,将式(1)中的艏向模型写为

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r, \\ \dot{r} = -\frac{f_r(v)}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\delta_r + \frac{d_{wr}}{m_r}, \end{cases} \quad (2)$$

式中

$$f_r(v) = c_1u + c_2v + d_1v + d_2r + g_r, \quad (3)$$

其中: $f_r(v)$ 表示艏向模型中的非线性项, $F_r(\cdot)$ 表示执行器增益函数, δ_r 表示舵角, c_1, c_2 表示科式向心系数, d_1, d_2 表示水动力阻尼系数, g_r 表示未建模动态. d_{wr} 表示外部扰动, m_r 表示艏向方向上的附加质量.

在船舶艏向模型的非线性项(3)中,包含前进速度 u 和横漂速度 v , 即 r 与 u, v 存在一定耦合作用,因此,在欠驱动船舶模型的基础上研究船舶艏向运动更加符合工程实际.

为了增加控制器设计的严谨性,有以下假设.

假设 1 对于外界海洋环境随机扰动 d_{wr} 存在未知常量 $\bar{d}_{wr} > 0$, 满足 $|d_{wr}| \leq \bar{d}_{wr}$.

假设 2 船舶横向漂移速度小于前进速度,即横向漂移速度被动有界稳定^[10].

3 自适应神经滑模控制器设计

3.1 控制器设计及稳定性分析

步骤 1 定义误差变量 $\psi_e = \psi_d - \psi$, 并对其求导得

$$\dot{\psi}_e = \dot{\psi}_d - \dot{\psi}, \quad (4)$$

式中 ψ_d 表示期望航向, 且二阶可导. 为了镇定艏向误差 ψ_e , 构造Lyapunov候选函数如下:

$$V_1 = \frac{1}{2}\psi_e^2, \quad (5)$$

对 V_1 求导得

$$\dot{V}_1 = \psi_e(\dot{\psi}_d - r), \quad (6)$$

针对 r 设计虚拟控制律 α_r 如下:

$$\alpha_r = k_1\psi_e + \dot{\psi}_d, \quad (7)$$

式中 $k_1 > 0$ 为设计参数. 因此, \dot{V}_1 可以重新写为

$$\dot{V}_1 = \psi_e(\dot{\psi}_d - \alpha_r + r_e) = -k_1\psi_e^2 + \psi_e r_e, \quad (8)$$

其中 $r_e = \alpha_r - r$.

步骤 2 对误差 r_e 求导得

$$\dot{r}_e = \dot{\alpha}_r - \dot{r} = \dot{\alpha}_r + f_r(\mathbf{v}) - \frac{F_r}{m_r}\delta_r - \frac{d_{wr}}{m_r}, \quad (9)$$

为了镇定误差 r_e , 构造比例积分滑模修正面 ξ_1 , 即

$$\xi_1 = r_e + k_2 \int_0^t r_e dt + \int_0^t \psi_e dt, \quad (10)$$

式中 k_2 为大于零的滑模面设计参数. 进一步可以得到

$$\begin{aligned} \dot{\xi}_1 &= \dot{r}_e + k_2 r_e + \psi_e = \\ & \dot{\alpha}_r + f_r(\mathbf{v}) - \frac{F_r}{m_r}\delta_r - \frac{d_{wr}}{m_r} + k_2 r_e + \psi_e, \end{aligned} \quad (11)$$

\dot{r}_e 可以被重新表述为

$$\dot{r}_e = \dot{\xi}_1 - k_2 r_e - \psi_e, \quad (12)$$

构造Lyapunov函数 V_2 如下:

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2}r_e^2, \quad (13)$$

对 V_2 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \dot{V}_1 + r_e \dot{r}_e = \\ & -k_1\psi_e^2 + \psi_e r_e + r_e(\dot{\xi}_1 - k_2 r_e - \psi_e) = \\ & -k_1\psi_e^2 - k_2 r_e^2 + r_e \dot{\xi}_1. \end{aligned} \quad (14)$$

由于在式(14)中出现了 ξ_1 , 因此构造 V_3 , 即

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2}\xi_1^2, \quad (15)$$

对 V_3 求导, 并将式(11)代入, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &= -k_1\psi_e^2 - k_2 r_e^2 + r_e \dot{\xi}_1 + \xi_1 \dot{\xi}_1 = \\ & -k_1\psi_e^2 - k_2 r_e^2 + (r_e + \xi_1) \times \\ & [\dot{\alpha}_r + f_r(\mathbf{v}) - \frac{F_r}{m_r}\delta_r - \frac{d_{wr}}{m_r} + k_2 r_e + \psi_e]. \end{aligned} \quad (16)$$

对于式(16)中的非线性项 $f_r(\mathbf{v})$, 采用径向基函数神经网络进行在线逼近, 如下:

$$f_r(\mathbf{v}) = \mathbf{W}^T \mathbf{S}(\mathbf{v}) + \varepsilon(\mathbf{v}), \quad (17)$$

式中: \mathbf{W} 表示更新权重, $\mathbf{S}(\mathbf{v})$ 表示高斯函数, $\varepsilon(\mathbf{v})$ 为具有误差上界 $\bar{\varepsilon}(\mathbf{v})$ 逼近误差.

为了避免连续生成控制命令, 增加对信道资源的占用, 引入事件触发机制. 考虑事件触发机制的控制输入如下:

$$\delta_r = \delta_k(t_k), \quad \forall t \in [t_k, t_{k+1}), \quad (18)$$

事件触发条件为式(19), 即控制输入在不满足触发条件时, 控制输入保持不变, 当满足触发条件时, 控制输入更新.

$$t_{k+1} = \inf \{t > t_k \mid |e_\delta| \geq \omega |\delta_r(t)| + \delta_\Delta\}, \quad (19)$$

$$\omega = \max\{\omega_1, \omega_0\}, \quad \dot{\omega}_1 = -\omega_1^2, \quad (20)$$

式中: $e_\delta = \delta_k - \delta_r$, ω_1, ω_0 分别表示动态/静态触发阈值参数, $\delta_\Delta > 0$ 为正的常数. 根据式(19), 有以下两种情况.

情况 1 如果 $\delta_r \geq 0$, 可以得到 $-\omega\delta_r - \delta_\Delta \leq \delta_k(t) - \delta_r(t) \leq \omega\delta_r + \delta_\Delta$, 进一步可以表述为

$$\delta_k(t) - \delta_r(t) \leq \lambda(\omega\delta_r + \delta_\Delta), \quad \lambda \in [-1, 1]. \quad (21)$$

情况 2 如果 $\delta_r < 0$, 可以得到 $\omega\delta_r - \delta_\Delta \leq \delta_k(t) - \delta_r(t) \leq -\omega\delta_r + \delta_\Delta$, 进一步可以表述为

$$\delta_k(t) - \delta_r(t) \leq \lambda(\omega\delta_r - \delta_\Delta), \quad \lambda \in [-1, 1]. \quad (22)$$

根据情况1和情况2, 可以得到

$$\delta_r = \frac{\delta_k}{1 + \lambda_1\omega} - \frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}, \quad (23)$$

式中

$$\lambda_1 = \text{sgn}\delta_r, \quad \lambda_2 = \lambda. \quad (24)$$

将式(17)和式(23)代入式(16)中, 可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &= -k_1\psi_e^2 - k_2 r_e^2 + r_e \dot{\xi}_1 + \xi_1 \dot{\xi}_1 \leq \\ & -k_1\psi_e^2 - k_2 r_e^2 + (r_e + \xi_1) \times \\ & [\dot{\alpha}_r + \mathbf{W}^T \mathbf{S}(\mathbf{v}) + \varepsilon(\mathbf{v}) - \frac{F_r}{m_r} \frac{\delta_k}{1 + \lambda_1\omega} + \\ & \frac{F_r}{m_r} \frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega} + \frac{d_{wr}}{m_r} + k_2 r_e + \psi_e], \end{aligned} \quad (25)$$

选取 α_δ 作为中间控制变量, 定义变量 $\varrho = m_r(1 + \lambda_1\omega)/F_r$, $\hat{\varrho}$ 为 ϱ 的估计值, 且有 $\tilde{\varrho} = \varrho - \hat{\varrho}$. 因此, 设计鲁棒自适应神经滑模控制律如下:

$$\begin{cases} \delta_k = \hat{\varrho}\alpha_\delta, \\ \alpha_\delta = (k_2 - 1)r_e + \psi_e + \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{S}(\mathbf{v}) + \dot{\alpha}_r + \xi_1, \end{cases} \quad (26)$$

将式(26)代入式(25)中,可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -k_1\psi_e^2 - (k_2 - 1)r_e^2 - \xi_1^2 + \\ & (r_e + \xi_1)\frac{1}{\rho}\tilde{\rho}\alpha_\delta + (r_e + \xi_1)\tilde{\mathbf{W}}^T\mathbf{S}(\mathbf{v}) - \\ & (r_e + \xi_1)\left[\varepsilon(\mathbf{v}) + \frac{d_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right], \end{aligned} \quad (27)$$

为了镇定式(27)中的估计误差 $\tilde{\rho}$, $\tilde{\mathbf{W}}$, 设计自适应律如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\rho}} = \gamma_1[\text{sgn}\rho\alpha_\delta(r_e + \xi_1) - \gamma_2(\hat{\rho} - \rho_{(0)})], \\ \dot{\hat{\mathbf{W}}} = \sigma_1[\mathbf{S}(\mathbf{v})(r_e + \xi_1) - \sigma_2(\hat{\mathbf{W}} - \mathbf{W}_{(0)})], \end{cases} \quad (28)$$

式中 $\gamma_1, \gamma_2, \sigma_1, \sigma_2$ 表示正的自适应设计参数.

定理 1 若船舶艏向系统(2)满足 $\psi_e^2(0) + r_e^2(0) + \xi_1^2(0) + \tilde{\rho}^2(0) + \tilde{\mathbf{W}}^T(0)\tilde{\mathbf{W}}(0) < 2\Delta_0$, 其中 Δ_0 为正常数, 在满足假设1和假设2的前提下, 综合应用虚拟控制律(7)、事件触发机制(18)、控制律(26)和自适应律(28), 可以得到以下两点:

1) 船舶艏向系统内所有状态变量满足半全局一致最终有界(semiglobal uniform and ultimately bounded, SGUUB)稳定;

2) 通过调节设计参数可使得艏向误差收敛到零点的任意小邻域内.

为证明定理1, 构造Lyapunov函数 V_4 , 即

$$V_4 = V_3 + \frac{1}{2}\frac{1}{\gamma_1}\left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\tilde{\rho}^2 + \frac{1}{2}\frac{1}{\sigma_1}\tilde{\mathbf{W}}^T\tilde{\mathbf{W}}. \quad (29)$$

对 V_4 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_4 = & \dot{V}_3 + \frac{1}{\gamma_1}\left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\tilde{\rho}\dot{\tilde{\rho}} + \frac{1}{\sigma_1}\tilde{\mathbf{W}}^T\dot{\tilde{\mathbf{W}}} - \\ & k_1\psi_e^2 - (k_2 - 1)r_e^2 - \xi_1^2 + (r_e + \xi_1) \times \\ & \frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\tilde{\rho}\alpha_\delta + (r_e + \xi_1)\tilde{\mathbf{W}}^T\mathbf{S}(\mathbf{v}) - \\ & (r_e + \xi_1)\left[\varepsilon(\mathbf{v}) + \frac{d_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right] - \\ & \frac{1}{\gamma_1}\tilde{\rho}\dot{\tilde{\rho}} - \frac{1}{\sigma_1}\tilde{\mathbf{W}}^T\dot{\tilde{\mathbf{W}}}. \end{aligned} \quad (30)$$

将式(28)代入式(30)可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_4 = & -k_1\psi_e^2 - (k_2 - 1)r_e^2 - \xi_1^2 - \\ & (r_e + \xi_1)\left[\varepsilon(\mathbf{v}) + \frac{d_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right] - \\ & \left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\gamma_2\tilde{\rho}^2 + \left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\gamma_2\tilde{\rho}(\rho - \rho_{(0)}) - \\ & \sigma_2\tilde{\mathbf{W}}^T\tilde{\mathbf{W}} + \sigma_2\tilde{\mathbf{W}}^T(\mathbf{W} - \mathbf{W}_{(0)}). \end{aligned} \quad (31)$$

利用以下不等式对式(31)进行放缩设计:

$$\begin{aligned} (r_e + \xi_1)\left[\varepsilon(\mathbf{v}) + \frac{d_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right] & \leq \\ |(r_e + \xi_1)|\left[\bar{\varepsilon}(\mathbf{v}) + \frac{\bar{d}_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right] & \leq \end{aligned}$$

$$\frac{1}{2}r_e^2 + \frac{1}{2}\xi_1^2 + \chi^2, \quad (32)$$

$$\text{式中}\chi = \left[\bar{\varepsilon}(\mathbf{v}) + \frac{\bar{d}_{wr}}{m_r} + \frac{F_r}{m_r}\frac{\lambda_2\delta_\Delta}{1 + \lambda_1\omega}\right].$$

$$\begin{cases} \gamma_2\tilde{\rho}(\rho - \rho_{(0)}) \leq \\ \frac{1}{2}\gamma_2\tilde{\rho}^2 + \frac{1}{2}\gamma_2(\rho - \rho_{(0)})^2, \\ \sigma_2\tilde{\mathbf{W}}^T(\mathbf{W} - \mathbf{W}_{(0)}) \leq \\ \frac{1}{2}\sigma_2\tilde{\mathbf{W}}^T\tilde{\mathbf{W}} + \frac{1}{2}\sigma_2(\mathbf{W} - \mathbf{W}_{(0)})^2. \end{cases} \quad (33)$$

因此, 式(31)可以被写为

$$\begin{aligned} \dot{V}_4 = & -k_1\psi_e^2 - (k_2 - \frac{3}{2})r_e^2 - \frac{1}{2}\xi_1^2 - \\ & \frac{1}{2}\frac{1}{\gamma_1}\left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\gamma_1\gamma_2\tilde{\rho}^2 - \\ & \frac{1}{2}\frac{1}{\sigma_1}\sigma_1\sigma_2\tilde{\mathbf{W}}^T\tilde{\mathbf{W}} + \chi^2 + \\ & \frac{1}{2}\left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\gamma_2(\rho - \rho_{(0)})^2 + \\ & \frac{1}{2}\sigma_2(\mathbf{W} - \mathbf{W}_{(0)})^2, \end{aligned} \quad (34)$$

进一步可以得到

$$\dot{V}_4 \leq -2\kappa V_4 + \ell. \quad (35)$$

式中: $\kappa = \min\{k_1, k_2 - \frac{3}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}\gamma_1\gamma_2, \frac{1}{2}\sigma_1\sigma_2\}$, $\ell = \chi^2 + \frac{1}{2}\left|\frac{F_r}{1 + \lambda_1\omega}\right|\gamma_2(\rho - \rho_{(0)})^2 + \frac{1}{2}\sigma_2(\mathbf{W} - \mathbf{W}_{(0)})^2$.

$\ell \leq \bar{\ell}$ 为有界值. 对式(35)进行积分, 可以得到 $V_4 \leq \frac{\ell}{2\kappa} + (V_{4(0)} - \frac{\ell}{2\kappa})\exp(-2\kappa t)$.

因此, 在本文所提算法的控制下, 通过适当的调节设计参数, 可以得到 $V_4(t)$ 有界且满足 $\lim_{t \rightarrow \infty} V_4(t) = \frac{\ell}{2\kappa}$, 即, 闭环控制系统内的所有误差信号最后将会稳定在零的邻域内, 满足半全局一致最终有界稳定.

3.2 事件触发技术的鲁棒性分析

由式(19)可知, 当控制输入变化满足条件(36)时, 控制输入保持不变, 也就是说, 对于任意触发时刻的控制输入 $\delta_k(t_k)$, 总会存在区间 $D \in [(1 - \omega)\delta_k(t_k) + \delta_\Delta, (1 + \omega)\delta_k(t_k) + \delta_\Delta]$ 使得 $\delta_r(t) = \delta_k(t_k)$. 因此, 所设计的控制律能够自动避免干扰造成的区间 D 内控制输入抖振. 假设干扰作用在闭环控制系统上的力矩为 M , M 具有随机不确定性, 则当满足 $|M| < \omega|\delta_k(t_k)| + \delta_\Delta$ 时, M 对控制输入不会造成影响.

$$\begin{cases} \delta_k - \delta_r < \omega\delta_r(t) + \delta_\Delta, & 0 \leq \delta_r \leq \delta_k, \\ \delta_r - \delta_k < \omega\delta_r(t) + \delta_\Delta, & 0 \leq \delta_k \leq \delta_r, \\ |\delta_r| - |\delta_k| < \omega|\delta_r(t)| + \delta_\Delta, & \delta_r \leq \delta_k < 0, \\ |\delta_k| - |\delta_r| < \omega|\delta_r(t)| + \delta_\Delta, & \delta_k \leq \delta_r < 0. \end{cases} \quad (36)$$

由于事件触发技术对干扰存在一定的鲁棒性, 其能力强弱主要取决于触发阈值参数和触发时刻的控制输入值. 对于船舶自动系统, 在瞬态响应阶段为了加快追踪到期望航向, 通常舵角会不断增大甚至达到饱和状态, 事件触发技术会造成区间 D 随着控制输入的增大而增大, 降低控制算法的收敛速度和控制精度. 此外, 触发阈值参数在控制输入较大时对控制系统的影响较大, 在控制输入较小时, 对控制系统的性能影响较小. 航海实际中, 驾驶员更希望在船舶达到稳定航行状态时能够减少由于外部干扰引起的操舵频率.

4 仿真分析

为了验证所提控制算法的有效性, 将考虑前进、横漂和艏摇运动的无人船(质量为 23.8 kg, 船长为 1.255 m, 船宽为 0.29 m) 的 3 自由度耦合数学模型作为被控对象, 将本文所提控制算法与算法 A 和算法 B 在 MATLAB 仿真平台上进行数值仿真实验, 其中, 算法 A 为文献[11]中的鲁棒自适应神经滑模控制算法. 算法 B 为文献[18]中的鲁棒自适应神经控制算法. 图 1 为本文算法的执行流程图.

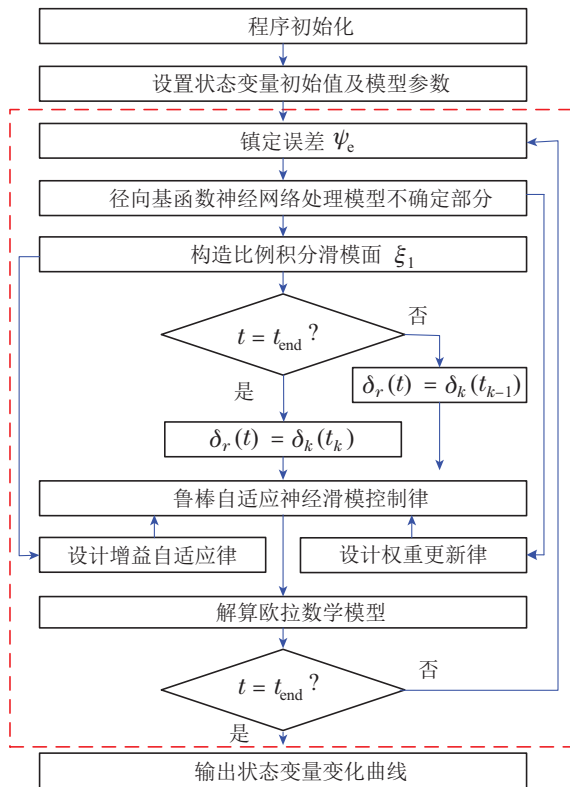


图 1 MATLAB 算法执行流程图

Fig. 1 Block diagram for MATLAB algorithm execution

船舶的非线性参数为: $c_1 = 33.8v + 1.0115r$, $c_2 = -25.8u$, $d_1 = 0.0313 + 3.96|v| + 0.13|r|$, $d_2 = 1.9 - 0.08|v| + 0.75|r|$, $g_r = 0.0156ur^2 + 0.0278uv^3r$, 前进和横漂自由度的非线性参数可参见文献[19]. 控

制器的设计参数为: $k_1 = 0.8$, $k_2 = 2.2$, $\omega_0 = 0.4$, $\delta_\Delta = 0.01$, $\gamma_1 = \gamma_2 = \sigma_1 = \sigma_2 = 0.9$.

为了构建更加符合实际的海洋环境, 本文以挪威石油工业组织规范 (norsk sokkels konkurranseposisjon, NORSOK) 构建风干扰模型和联合北海波浪计划 (joint north sea wave project, JONSWAP) 构建风浪干扰模型^[17]. 时变风场和 3 维风生浪如图 2 所示, 其中, 风干扰可以分为平均风分量和干扰风分量.

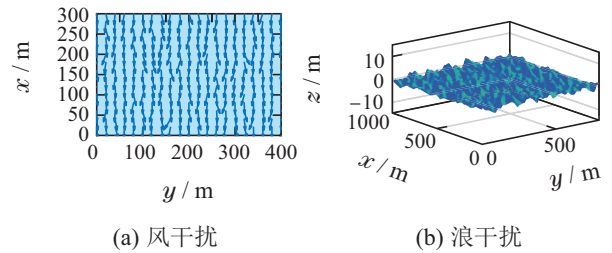


图 2 外部干扰

Fig. 2 The external disturbance

设置初始航向为 10° , 目标航向为 80° , 仿真时间为 100 s, 在模拟海洋环境下进行本文算法、算法 A 和算法 B 的对比实验, 仿真结果主要如图 3–8 所示.

图 3 表示 3 种控制算法的控制输出曲线对比. 从图 3 中可以看出, 本文算法和算法 A 具有相似的输出效果, 但是算法 B 的超调量大, 控制精度低. 图 4 表示 3 种控制算法的控制输入对比曲线. 在航海实践中, 控制命令由驾驶台计算机传出, 经过舵机伺服系统传输到舵设备. 图 4 中实线表示本文算法的控制命令 δ_r , 点线表示本文算法控制命令经过伺服系统后的实际执行舵角 δ , 虚线和点划线分别算法 A 和算法 B 的控制命令 δ_r . 事件触发机制能够在满足触发条件前持续保持控制命令不变, 因此可以看出, 本文算法的控制命令呈阶跃状, 这能够降低控制器到执行器的传输频率, 从而降低执行器的操舵频率. 尽管算法 A 和算法 B 的控制命令曲线变化更加平滑, 但是需要舵机实时操纵. 通过算法 A 和算法 B 的对比, 可以发现比例积分滑模技术能够提高控制输出精度和降低控制输入的抖振. 图 5 表示非线性项 $f_r(v)$ 的变化曲线, 以及 RBF-NNs 对非线性项的逼近效果. 具有随机性和不确定性的外部干扰会在一定程度上降低 RBF-NNs 对 $f_r(v)$ 的逼近效果. RBF-NNs 逼近非线性项需要实时更新自适应权重参数, 如图 6 所示. 图 7 表示执行器增益的自适应调节参数变化曲线, 当闭环控制系统达到稳态响应后, 神经网络权重参数和自适应调节参数会稳定到常量的邻域内. 图 8 表示本文所设计的自适应神经滑模控制算法的触发时间和触发间隔, 从图中可以看出, 最大触发间隔能够达到 6.2 s, 这能够极大的降低控制命令的传输频率, 减少舵机操纵耗能.

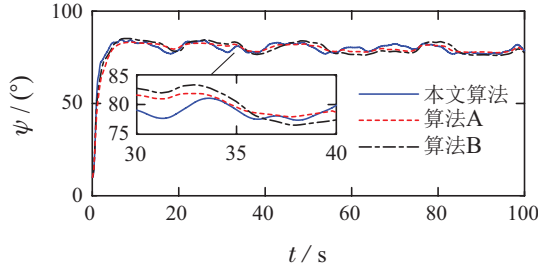


图3 控制输出对比曲线

Fig. 3 Comparison of control output efforts

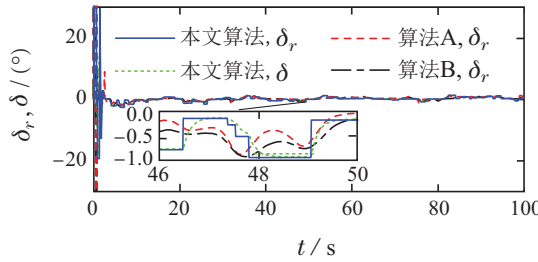


图4 控制输入对比曲线

Fig. 4 Comparison of control input efforts

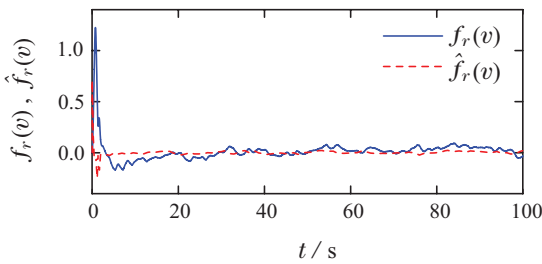


图5 非线性项和非线性项估计值

Fig. 5 Nonlinear term and estimate of nonlinear term

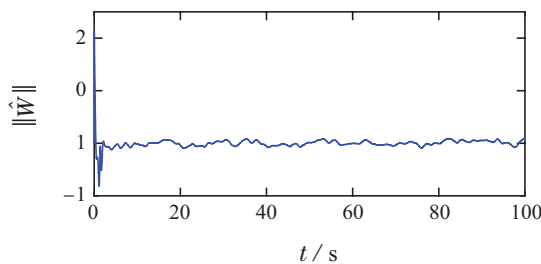


图6 神经网络的权重参数

Fig. 6 Weight parameter of the RBF-NNs

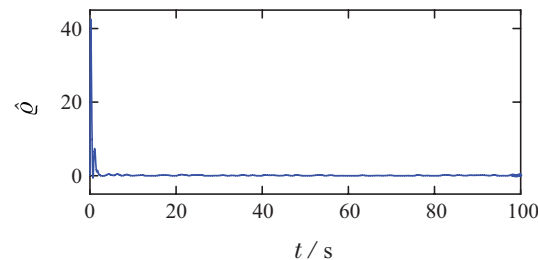


图7 增益自适应参数

Fig. 7 Gain-related adaptive adjusting parameter

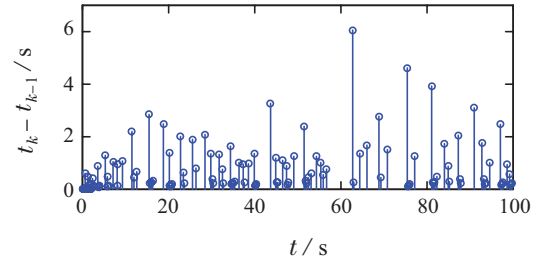


图8 触发时间和触发间隔

Fig. 8 The triggered time and triggered interval

为了进行3种控制算法的定量分析,定义3个性能衡量指标,分别是控制精度(control accuracy, CA)、输出平滑度(output smoothness, OS)和执行次数(execution number, EN). CA表示船舶航向偏离目标航向的误差平均值, OS表示船舶航向变化曲线的平滑度, EN表示闭环控制系统中控制命令的生成次数,其中CA和OS控制可由式(37)计算.主要量化结果如表1所示,从表1可以看出,本文算法精度最高,但是与算法A相比,控制输出平滑性略差,这说明事件触发技术在保证控制精度的同时,会降低控制输出的平滑性,可能的原因是在触发时刻,控制命令会发生较大的变化,控制输出响应速度快,降低输出曲线平滑性.算法A和算法B的数据对比说明了比例积分滑模技术在提高闭环控制系统的控制精度和输出曲线平滑性方面具有明显的优势.算法A和算法B的控制命令执行次数均为10000次,而本文算法的控制命令执行次数为144次.这体现了本文算法中通信信道占用少、舵机操舵频率明显下降、舵机损耗和能量消耗较低.相比之下,本文算法更具有工程实用性.

$$\begin{cases} CA = \frac{1}{t_{\text{end}} - 0} \int_0^{t_{\text{end}}} |\psi_e| dt, \\ OS = \frac{1}{t_{\text{end}} - 0} \int_0^{t_{\text{end}}} |\psi(t) - \psi(t-1)| dt. \end{cases} \quad (37)$$

表1 控制性能定量对比

Table 1 Comparison of control performances

指标	参数	本文算法	算法A	算法B
CA	ψ_e	2.3802	2.6194	3.5037
OS	ψ	0.0138	0.0118	0.0141
EN	δ_r	144	10000	10000

5 结论

本文设计了一种基于混合阈值事件触发的船舶自适应神经滑模控制算法,解决了时变干扰环境下船舶航向保持控制中存在的通信受限和控制输入频繁抖动问题.所设计算法的优势主要体现在两方面:一是控制器设计模型采用考虑前进和横漂运动的牛顿-拉格朗日非线性舵向模型,更加符合工程实际;二是控

制算法中通过自适应技术构建了径向基函数神经网络更新权重和增益调节参数更新律, 并且利用事件触发机制和比例积分滑模技术提高了闭环控制系统的鲁棒性和抗干扰性. 最后, 以具有耦合特性的三自由度船舶非线性数学模型为控制对象, 在MATLAB平台上进行数值仿真, 结果表明本文算法在控制精度、信道占用、舵机损耗和能量消耗方面具有明显优势.

参考文献:

- [1] WANG L, XIANG J L, WANG H D. Local path planning algorithm for unmanned surface vehicle based on improved Bi-RRT. *Shipbuilding of China*, 2020, 61(S1): 21 – 30.
- [2] CHEN L P, CUI R X, YANG C G, et al. Adaptive neural network control of underactuated surface vessels with guaranteed transient performance: Theory and experimental results. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(5): 4024 – 4035.
- [3] ZHAO B G, ZHANG X K, LIANG C L, et al. An improved model predictive control for path-following of USV based on global course constraint and event-triggered mechanism. *IEEE Access*, 2021, 9: 79725 – 79734.
- [4] GONZALEZ G A, CASTANEDA H. Guidance and control based on adaptive sliding mode strategy for a USV subject to uncertainties. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2021, 46(4): 1144 – 1154.
- [5] ZHANG H G, ZHANG X K, BU R X. Active disturbance rejection control of ship course keeping based on nonlinear feedback and ZOH component. *Ocean Engineering*, 2021, 233: 109136.
- [6] XU Guoping, ZHANG Xianku. An overview of ship autopilot research. *Shipbuilding of China*, 2013, 54(2): 191 – 200.
(徐国平, 张显库. 船舶自动舵研究综述. *中国造船*, 2013, 54(2): 191 – 200.)
- [7] SHEN Zhipeng, BI Yannan, WANG Yu. Adaptive recursive sliding mode control for surface vessel trajectory tracking with input and output constraints. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1419 – 1427.
(沈智鹏, 毕艳楠, 王宇. 输入输出受限船舶的轨迹跟踪自适应递归滑模控制. *控制理论与应用*, 2020, 37(6): 1419 – 1427.)
- [8] ZHANG Xianku, YANG Guangping, ZHANG Qiang. A kind of bipolar sigmoid function decorated nonlinear ship course keeping algorithm. *Journal of Dalian Maritime University*, 2016, 42(3): 15 – 19.
(张显库, 杨光平, 张强. 一种双极性S函数修饰的非线性船舶航向保持算法. *大连海事大学学报*, 2016, 42(3): 15 – 19.)
- [9] FENG Yongxiao, ZHANG Xianku. Comparison between nonlinear decoration and fuzzy control for course-keeping control. *Navigation of China*, 2018, 41(4): 12 – 15, 27.
(冯永孝, 张显库. 非线性修饰与模糊控制船舶航向保持控制比较. *中国航海*, 2018, 41(4): 12 – 15, 27.)
- [10] HUANG C F, ZHANG X K, ZHANG G Q, et al. Robust practical fixed-time leader-follower formation control for underactuated autonomous surface vessels using event-triggered mechanism. *Ocean Engineering*, 2021, 233: 109026.
- [11] SUN Z J, ZHANG G Q, YI B W, et al. Practical proportional integral sliding mode control for underactuated surface ships in the fields of marine practice. *Ocean Engineering*, 2017, 142: 217 – 223.
- [12] ZHANG G Q, LI J Q, JIN X, et al. Robust adaptive neural control for wing-sail-assisted vehicle via the multiport event-triggered approach. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(12): 12916 – 12928.
- [13] DENG Y J, ZHANG X K, ZHANG G Q, et al. Event-triggered composite adaptive fuzzy control of sailboat with heeling constraint. *Ocean Engineering*, 2020, 211: 107627.
- [14] WANG D, WANG Z D, WANG Z H, et al. Design of hybrid event-triggered containment controllers for homo-geneous and heterogeneous multiagent systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(10): 4885 – 4896.
- [15] HUANG J S, WANG W, WEN C Y, et al. Adaptive event-triggered control of nonlinear systems with controller and parameter estimator triggering. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, 65(1): 318 – 324.
- [16] LIU S, ZHANG G Q, ZHANG W D, et al. Robust fuzzy dynamic surface formation control for underactuated ships using MLP and LFG. *Systems Science and Control Engineering*, 2022, 10(1): 272 – 281.
- [17] LI Jiqiang, ZHANG Guoqing, HUANG Chenfeng, et al. Event-triggered control for unmanned sailboat with the actuator failures. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(12): 11 – 17.
(李纪强, 张国庆, 黄晨峰, 等. 考虑执行器故障的无人帆船事件触发控制. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(12): 11 – 17.)
- [18] WANG L J, CHEN C L P. Reduced-order observer-based dynamic event-triggered adaptive nn control for stochastic nonlinear systems subject to unknown input saturation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 32(4): 1678 – 1690.
- [19] LU Y, ZHANG G Q, SUN Z J. Robust adaptive formation control of underactuated autonomous surface vessels based on MLP and DOB. *Nonlinear Dynamic*, 2018, 9(3): 503 – 520.

作者简介:

李纪强 博士研究生, 目前研究方向为机/船协同智能制导与自主航行控制, E-mail: lijiaqiang2018@163.com;

张国庆 博士, 教授, 目前研究方向为船舶运动控制、鲁棒控制, E-mail: zgq.dlmu@163.com;

张显库 博士, 教授, 目前研究方向为船舶运动控制, E-mail: zhangxk@dlmu.edu.cn;

张卫东 博士, 教授, 目前研究方向为过程控制、鲁棒控制及在海洋飞行器中的应用, E-mail: wdzhang@sjtu.edu.cn.