

[引用格式] 李相衡, 闫昭琨, 楼建坤, 等. 海流扰动下 ROV 自适应神经网络控制 [J]. 水下无人系统学报, 2025, 33(1): 37-45.

海流扰动下 ROV 自适应神经网络控制

李相衡, 闫昭琨, 楼建坤, 王鸿东*

(上海交通大学 海洋智能装备与系统教育部重点实验室, 上海, 200240)

摘要: 针对水下遥控机器人(ROV)在模型参数不确定和海流扰动下的运动控制问题, 基于有限时间命令滤波和径向基函数(RBF)神经网络设计出一种自适应反步控制系统。首先, 基于马尔科夫过程构建随机海流模型, 并构建海流扰动下的 ROV 数学模型; 其次, 针对期望速度引入命令滤波技术, 以减少传统反步法迭代导数带来的计算量; 然后, 利用 RBF 神经网络对 ROV 模型的不确定项和外部未知扰动进行估计, 并设计自适应神经网络控制器; 最后, 利用李雅普诺夫稳定性理论证明了闭环控制系统的稳定性。仿真结果表明, 文中设计的控制器可以实现 ROV 航行的精确控制, 并能够有效抑制模型的不确定项和海流扰动对 ROV 运动的影响。

关键词: 水下遥控机器人; 海流扰动; 命令滤波; 径向基函数神经网络

中图分类号: TJ630.1; U661.33

文献标识码: A

文章编号: 2096-3920(2025)01-0037-09

DOI: 10.11993/j.issn.2096-3920.2024-0045

Adaptive Neural Network Control of ROVs under Ocean Current Disturbance

LI Xiangheng, YAN Zhaokun, LOU Jiankun, WANG Hongdong*

(MOE Key Laboratory of Marine Intelligent Equipment and System, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In view of the motion control problem of remotely operated vehicles(ROVs) under uncertain model parameters and ocean current disturbance, an adaptive back-stepping control system was designed based on the limited time command filtering and radial basis function(RBF) neural network. Firstly, a stochastic ocean current model based on the Markov process was constructed, and an ROV mathematical model under ocean current disturbance was established. Secondly, command filtering technology was introduced for the desired velocity to reduce the amount of calculation caused by the iterative derivative of the traditional back-stepping method. Thirdly, the RBF neural network was utilized to estimate the uncertainty terms and external unknown disturbances of the ROV model, and an adaptive neural network controller was designed. Finally, the Lyapunov stability theory was used to prove the stability of the closed-loop control system. The simulation results show that the controller designed in this paper can achieve precise control of ROV navigation and effectively suppress the impact of uncertainty term of the model and ocean current disturbance on ROV motion.

Keywords: remotely operated vehicle; ocean current disturbance; command filtering; radial basis function neural network

0 引言

近年来, 随着作业型水下遥控机器人(remotely operated vehicle, ROV)的发展越来越完善, 其作业任务及场景的复杂程度也越来越高。典型任务场

景包括海洋资源勘探、水下打捞、水下管道检测及修补、沉船打捞以及海上结构物维护等, 其中勘探与打捞任务需要较高的控制精度, 修补及维护任务常伴随恶劣的环境和天气, 需排除外部干扰。由此, ROV 在发展的过程中存在一些技术性难题, 尤

收稿日期: 2024-03-07; 修回日期: 2024-07-12; 录用日期: 2024-07-18.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52271348).

* 通信作者简介: 王鸿东(1989-), 男, 教授、博士生导师, 主要研究方向为舰艇智能控制技术.

OPEN ACCESS

其体现在运动控制方面:一是水下环境未知程度高,存在暗流及洋流等扰动因素;二是 ROV 动力学模型难以准确建立。因此,在海流环境下采用有效的控制技术来提高 ROV 的控制精度,是当今水下无人领域研究的热点问题。

ROV 的动力学特性存在非线性高及耦合性强等特点,其动力学模型受海流影响较大,存在一定的不确定性。由于海流是时间和空间的函数,多数海流的流幅较宽、流速较大^[1],ROV 动力学模型中的海流扰动项难以精准构建^[2-3],对 ROV 路径追踪控制器的设计造成了影响。因此,在对 ROV 进行运动控制时,有必要消除海流这一扰动项,构建更为精准的操纵运动模型。

为提高 ROV 的建模准确性,针对 ROV 模型的参数不确定性和外部未知扰动进行观测和拟合是 ROV 运动控制系统的重要一环。目前,针对模型不确定的研究方法主要包括扰动观测^[4-7]、状态观测^[8]以及神经网络拟合技术^[9-12]等。Sakiyama 等^[5]利用电机运动方程解释扰动观测器的设计思路,补偿了外部扰动和建模误差;Guerrero 等^[6]基于扩展状态观测器技术和高阶滑模控制,提出了一种干扰观测器,并通过引入适应律自动调整观测器增益,完成了轨迹跟踪实验验证;Patre 等^[8]在设计的控制器中添加了一个状态观测器,从而减小切换增益、衰减抖振;Qiu 等^[9]采用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络逼近无人水下航行器中的未知非线性函数,并采用梯度下降算法设计权值更新规律,保证了系统的有界性和权值的快速收敛;Li 等^[11]采用一阶滤波器的输出代替虚拟控制导数来简化 RBF 神经网络输入变量的复杂度;Chu 等^[12]针对动态模型未知的特点,使用一种更新速率快的局部循环神经网络(recurrent neural network, RNN)结构进行在线辨识,提出基于局部 RNN 的自适应末端滑模状态观测器,保证了轨迹跟踪误差的有限时间收敛性。

在完成了外部扰动条件下 ROV 操纵运动模型构建后,可利用基于模型的非线性控制技术完成 ROV 的鲁棒控制。主要控制手段包括模型预测控制^[13-14]、神经网络控制^[15]、滑模控制及反步控制等。Cui 等^[16]在离散时域动力学模型的基础上,将 2 个神经网络集成到自适应控制设计中,为了消

除水下机器人控制输入的非线性,在自适应控制中还设计了补偿项;罗一汉等^[17]使用滤波补偿系统保证了反步控制中虚拟控制信号的滤波精度;Muñoz-Vázquez 等^[18]提出一种基于分数阶滑模控制的方法,减轻了系统的抖振效应;Cho 等^[19]提出了一种基于时滞估计的反步控制轨迹跟踪控制方案,提高系统对非线性动力学和外部干扰的鲁棒性。然而,上述研究并未构建起海流与未知扰动的联系,对扰动模型的构建存在较强的主观性。

文中针对 ROV 参数不确定和海流扰动问题,首先建立了海流扰动下 ROV 的动力学模型;其次,使用带有补偿机制的有限时间命令滤波降低传统反步法迭代导数带来的计算量,加快系统的收敛速度;同时,针对模型内部不确定性和外部海流扰动,基于梯度下降算法通用性强、计算效率高以及参数易调节的特点,引入一种基于梯度下降法更新权值的 RBF 神经网络对未知函数进行拟合和补偿;最后,利用 Lyapunov 稳定性理论证明了控制信号的有界性,通过仿真证明了控制策略的有效性。

1 海流环境下 ROV 数学模型建立

1.1 随机海流模型

海流干扰是指海水的运动对 ROV 位姿及速度造成的持续影响。按照流速和方向等特点,海流可分为定常和随机海流。文中通过海流流速 V_c 和方向 ψ_c 定义固定坐标系下的海流速度 u_c^I, v_c^I , 即

$$\begin{cases} u_c^I = V_c \cos(\psi_c) \\ v_c^I = V_c \sin(\psi_c) \end{cases} \quad (1)$$

当考虑海流的随机性时,可利用一阶马尔科夫过程模拟海流流速和方向^[20],即

$$\begin{cases} \delta \dot{V}_c = -\mu_V \delta V_c + w_V \\ \delta \dot{\psi}_c = -\mu_\psi \delta \psi_c + w_\psi \\ V_c = \delta V_c + V_0 \quad V_{c,\min} \leq V(t) \leq V_{c,\max} \\ \psi_c = \delta \psi_c + \psi_0 \quad \psi_{c,\min} \leq \psi(t) \leq \psi_{c,\max} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\delta \dot{V}_c$ 和 $\delta \dot{\psi}_c$ 分别为一次马尔科夫过程中海流流速和方向导数的变化量; $\mu_V > 0$, $\mu_\psi > 0$ 为常数; w_V, w_ψ 为高斯白噪声,并假设海流的流速和方向均有界。

1.2 ROV 数学模型

ROV 通常在水下三维空间做 6 自由度运动,其操纵运动模型可描述为一组耦合方程。为简化

ROV 操纵运动模型的耦合性, 对水下机器人运动控制的研究可采用平面运动或 3 自由度潜水运动。基于随机海流模型, 建立水下机器人平面 3 自由度操纵运动模型^[21]

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\eta)v_{re} + v_c^I \\ M\dot{v}_{re} + C(v_{re})v_{re} + D(v_{re})v_{re} = \tau \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\eta = [x, y, \psi]^T$ 为 ROV 在固定坐标系下的位置和航向角; $v_c^I = [u_c^I, v_c^I, 0]^T$ 为海流在固定坐标系中的速度; $J(\eta) \in R^{3 \times 3}$ 为坐标系之间的转化矩阵, 满足 $v_c^I = J(\eta)v_c^B$; $v_c^B = [u_c^B, v_c^B, 0]^T$ 为海流在附体坐标系下的速度; $\tau = [\tau_u, \tau_v, \tau_r]^T$ 为 ROV 的控制输入; $v_{re} = v - v_c^B = [u_{re}, v_{re}, r]^T$ 为附体坐标系中 ROV 相对于海流的速度, $v = [u, v, r]^T$ 为 ROV 在附体坐标系中的速度和转艏角速度; $M \in R^{3 \times 3}$ 为惯性矩阵, $C(v_{re}) \in R^{3 \times 3}$ 为科氏力矩阵; $D(v_{re}) \in R^{3 \times 3}$ 为阻尼矩阵。3 自由度条件下, 各动力学参数矩阵的具体形式为

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & 0 & 0 \\ 0 & m_{22} & m_{23} \\ 0 & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$C(v_{re}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & c_{13}(v_{re}) \\ 0 & 0 & c_{23}(v_{re}) \\ -c_{13}(v_{re}) & -c_{23}(v_{re}) & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$D(v_{re}) = \begin{bmatrix} d_{11}(v_{re}) & 0 & 0 \\ 0 & d_{22}(v_{re}) & d_{23}(v_{re}) \\ 0 & d_{32}(v_{re}) & d_{33}(v_{re}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

转换矩阵的具体表达式为

$$J(\eta) = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

ROV 附体坐标系及海流的流速和方向在固定坐标系中如图 1 所示。

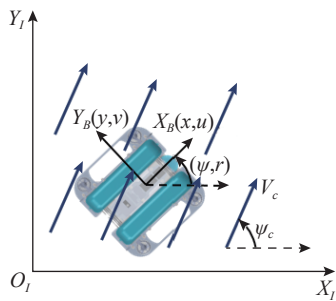


图 1 ROV 参考坐标系

Fig. 1 Reference coordinate system of the ROV

海流会对 ROV 数学模型中的阻尼项产生较大影响。因此, 考虑 ROV 模型不确定性和外部海流扰动, 将 ROV 的操纵运动模型改写为

$$M\dot{v} + C(v)v = \tau + f(v, \eta) \quad (8)$$

式中: M 、 $C(v)$ 均为 ROV 动力学模型参数的标称值; $f(v, \eta)$ 为参数不确定及海流造成的总扰动, 表达式为

$$\begin{aligned} f(v, \eta) = & C(v)v - C(v_{re})v_{re} - D(v_{re})v_{re} + M\dot{v}_c^B = \\ & \tilde{C}(v, \eta)v + C(v_{re}(v, \eta))v_c^B(\eta) - \\ & D(v_{re}(v, \eta))v_{re}(v, \eta) + M\dot{v}_c^B \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $v_c^B(\eta) = J^T(\eta)v_c^I$; $v_{re}(v, \eta) = v - v_c^B(\eta)$; $\tilde{C}(v, \eta) = C(v) - C(v - v_c^B(\eta))$ 。

2 ROV 控制系统设计

2.1 命令滤波

文中采用了命令滤波解决 ROV 反步控制设计中虚拟控制信号迭代导数带来的计算量。在传统反步控制中, 每次反步操作均会生成一组新的虚拟控制信号, 且这些信号需要被逐步微分, 这是反步控制爆炸计算量的来源。命令滤波通过引入滤波器来分阶段处理这些虚拟控制信号, 每步生成的信号都会先经过一个低通滤波器, 以减缓信号的变化速度, 从而降低导数的计算复杂度。

给出一阶 Levant 微分^[22] 如下

$$\begin{cases} \dot{\lambda}_{i,1} = \beta_i \\ \beta_i = -r_{i,1}|\lambda_{i,1} - \alpha_{i,1}|^{\frac{1}{2}} \text{sign}(\lambda_{i,1} - \alpha_{i,1}) + \lambda_{i,2} \\ \dot{\lambda}_{i,2} = -r_{i,2} \text{sign}(\lambda_{i,2} - \beta_i) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\alpha_{i,1}$ 为滤波器输入; $\lambda_{i,1}$ 为滤波器输出; β_i 为辅助变量; $r_{i,1}$ 、 $r_{i,2}$ 为常量; $i = 1, 2, 3$ 为 ROV 的 3 个自由度。设计合适的 $r_{i,1}$ 、 $r_{i,2}$ 的值, 可使如下引理成立。

引理 1^[22]: 选择合适的 $r_{i,1}$ 和 $r_{i,2}$, 在有限时间的瞬态过程中没有输入噪声的情况下, 下列等式成立

$$\lambda_{i,1} = \alpha_{i,0}, \quad \beta_i = \dot{\alpha}_{i,0} \quad (11)$$

式中, $\alpha_{i,0}$ 为原始信号, 在没有输入噪声的条件下, 满足 $\alpha_{i,1} = \alpha_{i,0}$ 。

命令滤波的引入会导致 $x_{2,c} = [\lambda_{1,1}, \lambda_{2,1}, \lambda_{3,1}]^T$ 与 $\alpha_1 = [\alpha_{1,1}, \alpha_{2,1}, \alpha_{3,1}]^T$ 之间存在误差, 影响信号的追踪性能。因此, 在控制器的设计中引入误差补偿向量 $\xi_1 \in R^{3 \times 1}$, $\xi_2 \in R^{3 \times 1}$ 。

2.2 控制器设计

定义系统(3)的误差向量

$$\begin{cases} \mathbf{e}_1 = \boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta}_d \\ \mathbf{e}_2 = \mathbf{v} - \mathbf{x}_{2,c} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}_d = [x_d, y_d, \psi_d]^T$ 为期望位姿向量; $\mathbf{x}_{2,c}$ 为经过命令滤波器输出的期望速度向量。

基于位姿误差和期望位姿的导数定义期望速度, 并作为滤波器的输入向量^[9], 即原始信号

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta})(-\mathbf{K}_1 \mathbf{e}_1 + \dot{\boldsymbol{\eta}}_d) \quad (13)$$

式中, $\mathbf{K}_1 = \text{diag}\{k_{1,1}, k_{1,2}, k_{1,3}\}$ 为待设计的正定矩阵。

定义误差补偿向量^[23]

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\xi}}_1 = -\mathbf{K}_1 \boldsymbol{\xi}_1 + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{x}_{2,c} - \boldsymbol{\alpha}_1) + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\xi}_2 - \mathbf{L}_1 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_1) \\ \dot{\boldsymbol{\xi}}_2 = -\mathbf{K}_2 \boldsymbol{\xi}_2 - \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\xi}_1 - \mathbf{L}_2 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_2) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{K}_2 = \text{diag}\{k_{2,1}, k_{2,2}, k_{2,3}\}$; $\mathbf{L}_1 = \text{diag}\{l_{1,1}, l_{1,2}, l_{1,3}\}$; $\mathbf{L}_2 = \text{diag}\{l_{2,1}, l_{2,2}, l_{2,3}\}$ 为待设计的正定矩阵。

考虑误差补偿向量 $\boldsymbol{\xi}_1, \boldsymbol{\xi}_2$, 可进一步定义误差跟踪向量为

$$\begin{cases} \mathbf{z}_1 = \mathbf{e}_1 - \boldsymbol{\xi}_1 \\ \mathbf{z}_2 = \mathbf{e}_2 - \boldsymbol{\xi}_2 \end{cases} \quad (15)$$

对式(15)作微分并将式(8)代入得

$$\dot{\mathbf{z}}_2 = \dot{\mathbf{v}} - \dot{\mathbf{x}}_{2,c} - \dot{\boldsymbol{\xi}}_2 = \mathbf{M}^{-1}(-\mathbf{C}(\mathbf{v})\mathbf{v} + \boldsymbol{\tau} + \mathbf{f}(\mathbf{s})) - \dot{\mathbf{x}}_{2,c} - \dot{\boldsymbol{\xi}}_2 \quad (16)$$

式中, $\mathbf{s} = [\mathbf{v}^T, \psi]^T \in \mathbb{R}^{4 \times 1}$ 为系统状态向量。针对未知函数 $\mathbf{f}(\mathbf{s}) = [f_1(\mathbf{s}), f_2(\mathbf{s}), f_3(\mathbf{s})]^T$, 文中使用 RBF 神经网络对其进行估计和拟合, 神经网络的结构及输入形式如图 2 所示。

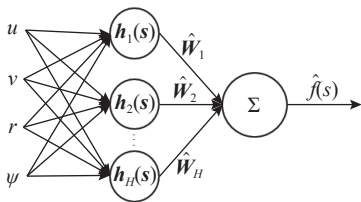


图 2 RBF 神经网络结构及输入示意图

Fig. 2 Structure and input diagram of RBF neural network

引理 2^[9]: 对任意给定的连续非线性函数 $f_i(\mathbf{s})$ 和任意正常数 $\bar{\varepsilon}_i$, 存在一个 RBF 神经网络 $\hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i(\mathbf{s})$ 使得下列不等式成立

$$\sup_{\mathbf{s} \in \Omega} |f_i(\mathbf{s}) - \hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i(\mathbf{s})| < \bar{\varepsilon}_i \quad (17)$$

式中: $\mathbf{s}$ 为 RBF 神经网络的输入向量; $\hat{\mathbf{W}}_i = [\hat{W}_{i,1}, \dots, \hat{W}_{i,H}]^T$ 为权重向量; $\mathbf{h}_i(\mathbf{s}) = [h_{i,1}(\mathbf{s}), \dots, h_{i,H}(\mathbf{s})]^T$ 为神

经网络基函数, 其中 H 为神经网络的节点数, 基函数形式为

$$h_{i,j}(\mathbf{s}) = \exp \left[-\frac{(\mathbf{s} - \mathbf{c}_{i,j})^T (\mathbf{s} - \mathbf{c}_{i,j})}{\omega_{i,j}^2} \right] \quad (18)$$

式中: $\mathbf{c}_{i,j} = [c_{i,j,1}, \dots, c_{i,j,4}]^T$ 为高斯基函数中心值组成的矩阵; $\omega_{i,j}$ 为高斯基函数中心宽度的标准化常数。

定义最优权重向量

$$\mathbf{W}_i^* = \arg \min_{\hat{\mathbf{W}}_i \in \chi} \left[\sup_{\mathbf{s} \in \Omega} |\hat{f}_i(\mathbf{s}) - f_i(\mathbf{s})| \right] \quad (19)$$

式中: $\hat{f}_i(\mathbf{s}) = \hat{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i(\mathbf{s})$ 为 RBF 神经网络的输出。则最小误差可表示为 $\varepsilon_i = f_i(\mathbf{s}) - \mathbf{W}_i^{*T} \mathbf{h}_i(\mathbf{s})$, 满足 $|\varepsilon_i| \leq \bar{\varepsilon}_i$ 。由此, 未知函数 $\mathbf{f}(\mathbf{s})$ 可重写为

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{s}) &= \mathbf{W}_1^{*T} \mathbf{h}_1(\mathbf{s}) + \varepsilon_1 \\ f_2(\mathbf{s}) &= \mathbf{W}_2^{*T} \mathbf{h}_2(\mathbf{s}) + \varepsilon_2 \\ f_3(\mathbf{s}) &= \mathbf{W}_3^{*T} \mathbf{h}_3(\mathbf{s}) + \varepsilon_3 \end{aligned} \quad (20)$$

定义误差追踪因子

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1 \\ \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2 \\ \tilde{\mathbf{W}}_3^T \mathbf{h}_3 \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\zeta} \quad (21)$$

式中: $\tilde{\mathbf{W}}_i^T = \mathbf{W}_i^{*T} - \hat{\mathbf{W}}_i^T$ 为神经网络最优权重的估计误差; $\boldsymbol{\zeta}$ 为微分估计误差^[24], 满足

$$\dot{\mathbf{z}}_2 = \frac{\Delta \mathbf{z}_2}{\Delta t} + \boldsymbol{\zeta} \quad (22)$$

式中: $\boldsymbol{\zeta} = [\zeta_1, \zeta_2, \zeta_3]^T$; Δt 为采样间隔, 满足 $|\zeta_i| \leq \rho \Delta t$ 。

将误差追踪因子写为 $\mathbf{E} = [E_1, E_2, E_3]^T$, 定义神经网络误差代价函数

$$J_i = \frac{E_i^2}{2}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (23)$$

基于梯度下降定义神经网络权重自适应律^[9]为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_i = -\mu_i \frac{\partial J_i}{\partial \hat{\mathbf{W}}_i} = -\mu_i E_i \mathbf{h}_i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (24)$$

式中, μ_i 为待设计的正常数。

将式(14)、(16)、(20)、(22)代入式(21)中, 误差追踪因子 $\mathbf{E}$ 改写为

$$\mathbf{E} = \frac{\Delta \mathbf{z}_2}{\Delta t} + \mathbf{K}_2 \mathbf{z}_2 + \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_1 - \mathbf{L}_2 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_2) \quad (25)$$

则 $\mathbf{E}$ 可在控制过程中实时计算。

由此, 设计系统控制律为

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{M}(-\mathbf{K}_2 \mathbf{e}_2 - \hat{\mathbf{W}} \mathbf{h} - \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{e}_1 + \dot{\mathbf{x}}_{2,c}) + \mathbf{C}(\mathbf{v})\mathbf{v} \quad (26)$$

2.3 控制系统稳定性分析

此节将逐步对受到海流扰动和模型参数不确定性的 ROV 进行稳定性分析。选取总 Lyapunov 函数如下

$$V = \frac{\mathbf{z}_1^T \mathbf{z}_1}{2} + \frac{\mathbf{z}_2^T \mathbf{z}_2}{2} + \sum_{i=1}^3 \frac{\mu_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i}{2} \quad (27)$$

1) 定义 Lyapunov 函数

$$V_1 = \frac{\mathbf{z}_1^T \mathbf{z}_1}{2} \quad (28)$$

对上式微分, 并将式(12)、(15)代入得

$$\dot{V}_1 = \mathbf{z}_1^T \dot{\mathbf{z}}_1 = \mathbf{z}_1^T (\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{v} - \dot{\boldsymbol{\eta}}_d - \dot{\boldsymbol{\xi}}_1) = \mathbf{z}_1^T [\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})(\mathbf{e}_2 + \mathbf{x}_{2,c}) - \dot{\boldsymbol{\eta}}_d - \dot{\boldsymbol{\xi}}_1] \quad (29)$$

将式(13)、(14)代入式(29)得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= \mathbf{z}_1^T (\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{e}_2 - \dot{\boldsymbol{\eta}}_d + \mathbf{K}_2 \boldsymbol{\xi}_1 + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\alpha}_1 - \\ &\quad \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \boldsymbol{\xi}_2 + \mathbf{L}_1 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_1)) = \\ &\quad \mathbf{z}_1^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_1^T \mathbf{K}_1 \mathbf{z}_1 + \mathbf{z}_1^T \mathbf{L}_1 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_1) = \\ &\quad \mathbf{z}_1^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_1^T \mathbf{K}_1 \mathbf{z}_1 + \sum_{i=1}^3 z_{1,i} l_{1,i} \text{sign}(\xi_{1,i}) \end{aligned} \quad (30)$$

基于杨氏不等式, 有

$$z_{1,i} l_{1,i} \text{sign}(\xi_{1,i}) \leq \frac{z_{1,i}^2}{2} + \frac{l_{1,i}^2}{2} \quad (31)$$

将式(31)代入式(30)中得

$$\dot{V}_1 \leq \mathbf{z}_1^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_1^T \mathbf{K}_3 \mathbf{z}_1 + \sum_{i=1}^3 \frac{l_{1,i}^2}{2} \quad (32)$$

式中, $\mathbf{K}_3 = \text{diag}\left\{k_{1,1} - \frac{1}{2}, k_{1,2} - \frac{1}{2}, k_{1,3} - \frac{1}{2}\right\}$, 设计合适的 $\mathbf{K}_1$ 可满足 $\mathbf{K}_3$ 正定。

2) 定义 Lyapunov 函数

$$V_2 = \frac{\mathbf{z}_2^T \mathbf{z}_2}{2} + \sum_{i=1}^3 \frac{1}{2\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i \quad (33)$$

对上式微分并将式(16)代入得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \mathbf{z}_2^T (-\mathbf{M}^{-1} \mathbf{C}(\mathbf{v}) \mathbf{v} + \mathbf{f}(\mathbf{s}) + \mathbf{M}^{-1} \boldsymbol{\tau} - \\ &\quad \dot{\mathbf{x}}_{2,c} - \dot{\boldsymbol{\xi}}_2) + \sum_{i=1}^3 \frac{1}{\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i \end{aligned} \quad (34)$$

将式(14)、(26)代入式(34)得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -\mathbf{z}_2^T \mathbf{K}_2 \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_2^T \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_1 + \mathbf{z}_2^T (\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h} + \boldsymbol{\varepsilon} + \\ &\quad \mathbf{L}_2 \text{sign}(\boldsymbol{\xi}_2)) + \sum_{i=1}^3 \frac{1}{\mu_i} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i \end{aligned} \quad (35)$$

将式(24)代入式(35)得

$$\dot{V}_2 = -\mathbf{z}_2^T \mathbf{K}_2 \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_2^T \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_1 + \sum_{i=1}^3 z_{2,i} (\tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i + l_{2,i} \text{sign}(\xi_{2,i})) - \sum_{i=1}^3 E_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i \quad (36)$$

基于杨氏不等式, 有

$$\begin{aligned} z_{2,i} (\tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i + l_{2,i} \text{sign}(\xi_{2,i})) &\leq 2z_{2,i}^2 + \\ &\quad \frac{1}{4} \|\tilde{\mathbf{W}}_i\|^2 \|\mathbf{h}_i\|^2 + \frac{\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i^2}{2} + \frac{l_{2,i}^2}{2} \end{aligned} \quad (37)$$

对 Lyapunov 函数中的自适应项^[9], 有

$$-E_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{h}_i \leq -\frac{\|\tilde{\mathbf{W}}_i\|^2 \|\mathbf{h}_i\|^2}{2} + \frac{(\boldsymbol{\varepsilon}_i - \zeta_i)^2}{2} \quad (38)$$

将式(37)、(38)代入式(36)中得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq -\mathbf{z}_2^T \mathbf{K}_4 \mathbf{z}_2 - \mathbf{z}_2^T \mathbf{J}^T(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_1 - \sum_{i=1}^3 \frac{1}{4} \bar{h}_{im}^2 \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i + \\ &\quad \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i^2}{2} + \frac{l_{2,i}^2}{2} + \frac{\zeta_i^2}{2} \right) \end{aligned} \quad (39)$$

式中: $\mathbf{K}_4 = \text{diag}\{k_{2,1} - 2, k_{2,2} - 2, k_{2,3} - 2\}$; $\zeta_i = \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i + \rho \Delta t$; $\bar{h}_{im}$ 为 $\|\mathbf{h}_i\|$ 的下界。通过设计合适的 $\mathbf{K}_2$ 可满足 $\mathbf{K}_4$ 正定。

定理 1: 考虑随机海流模型(1)和(2), ROV 动力学模型(3), 命令滤波器(10), 虚拟控制律(13), 误差跟踪向量(15), 神经网络权重自适应律(24)和系统控制律(26)组成的系统, 在合适的设计参数下, 系统具有半全局一致极限有界性, 且系统中所有信号均有界。

证明: 选取 Lyapunov 函数

$$V = V_1 + V_2 \quad (40)$$

依据式(32)、(39)有

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -\mathbf{z}_1^T \mathbf{K}_3 \mathbf{z}_1 - \mathbf{z}_2^T \mathbf{K}_4 \mathbf{z}_2 - \sum_{i=1}^3 \frac{1}{4} \bar{h}_{im}^2 \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i + \\ &\quad \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i^2}{2} + \frac{l_{1,i}^2}{2} + \frac{l_{2,i}^2}{2} + \frac{\zeta_i^2}{2} \right) \end{aligned} \quad (41)$$

定义 $L = \min\left\{\lambda_{\min}(\mathbf{K}_3), \lambda_{\min}(\mathbf{K}_4), \frac{\mu_1 \bar{h}_{1m}^2}{2}, \frac{\mu_2 \bar{h}_{2m}^2}{2}, \frac{\mu_3 \bar{h}_{3m}^2}{2}\right\}$, $N = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i^2}{2} + \frac{l_{1,i}^2}{2} + \frac{l_{2,i}^2}{2} + \frac{\zeta_i^2}{2} \right)$, 则有

$$\dot{V} \leq -LV + N \quad (42)$$

解式(42)得

$$V(t) \leq \left(V(0) - \frac{N}{L} \right) e^{-Lt} + \frac{N}{L} \quad (43)$$

系统具有半全局一致极限有界性, 且闭环系统的信号是有界的。对于误差跟踪向量 $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2$, 有

$$|z_{q,i}| \leq \sqrt{2\left(V(0) - \frac{N}{L}\right)e^{-Lt} + \frac{2N}{L}} \quad (44)$$

式中: $q = 1, 2; i = 1, 2, 3$ 。

3 仿真分析

为证明以上控制策略的有效性, 对上述 ROV 控制系统进行仿真实验。考虑执行扫海探测任务的 ROV, 在固定坐标系中以 (0.5 m, 0.5 m, 0) 作为起始位姿, 沿如下轨迹进行轨迹跟踪控制。

$$\begin{cases} x(t) = t \\ y(t) = 20 - \left| t - 40 \left\lfloor \frac{t}{40} \right\rfloor - 20 \right| \\ \psi(t) = \frac{\pi}{4} \text{sign}\left(\sin \frac{\pi}{20} t\right) \end{cases} \quad (45)$$

速度设置如下

$$\begin{cases} u(t) = 1 \\ v(t) = \text{sign}\left(\sin \frac{\pi}{20} t\right) \\ r(t) = 0 \end{cases} \quad (46)$$

仿真所用 ROV 模型参数见文献 [25]。仿真时间总长为 40 s, 控制系统各参数设计如下。

1) 随机海流模型参数

$V_c(0) = 0.6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, $\psi(0) = 0$, $\mu_v = 0.01$, $\mu_\psi = 0.01$, w_v, w_ψ 为均值为 0, 标准差为 0.01 的高斯随机数。

2) 命令滤波器参数

$r_{1,1} = r_{1,2} = r_{1,3} = 10$, $r_{2,1} = r_{2,2} = r_{2,3} = 10$, 由滤波器微分方程解的指数函数形式可知, 参数为正数时可保证命令滤波器误差收敛, 较大的数值可提高系统的收敛速率。

3) 误差补偿向量参数

$$K_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 7 \end{bmatrix}, \quad K_2 = \begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 \\ 0 & 0 & 10 \end{bmatrix},$$

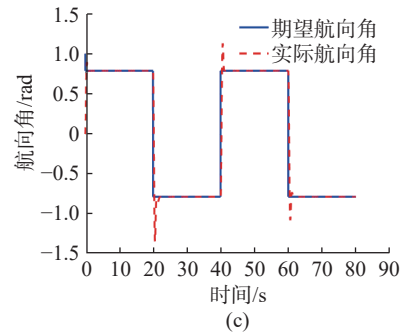
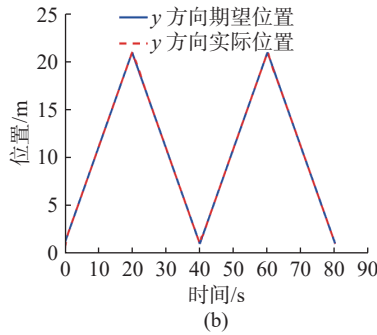
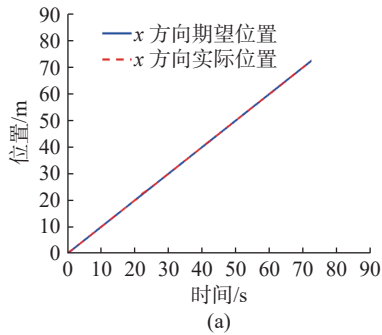


图 4 ROV 位姿跟踪曲线

Fig. 4 Position and attitude tracking curves of the ROV

$$L_1 = \begin{bmatrix} 0.15 & 0 & 0 \\ 0 & 0.15 & 0 \\ 0 & 0 & 0.15 \end{bmatrix}, \quad L_2 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}.$$

4) RBF 神经网络参数

函数 $\hat{f}_1(s) = \hat{f}_1(u, \psi) = \hat{W}_1^T h_1(u, \psi)$ 由 850 个节点构成, 每个节点的形式为

$$h_{1,j}(u, \psi) = \exp\left(-\frac{(u - c_{1,j1})^2}{\omega_{1,j}^2} - \frac{(\psi - c_{1,j2})^2}{\omega_{1,j}^2}\right) \quad (47)$$

节点的高斯基函数中心值在 $[-20.8, 20.8] \times [-20.5, 20.5]$ 上均匀分布, $\omega_{1,j} = 1.5$, $\mu_1 = 0.5$ 。

函数 $\hat{f}_2(s) = \hat{f}_2(u, v, r, \psi) = \hat{W}_2^T h_2(u, v, r, \psi)$ 由 3 245 个节点构成, 节点的高斯基函数中心值在 $[-3.6, 3.6] \times [-4.8, 4.8] \times [-8.0, 8.0] \times [-15.5, 15.5]$ 上均匀分布, $\omega_{2,j} = 0.95$, $\mu_2 = 3$ 。

函数 $\hat{f}_3(s) = \hat{f}_3(u, v, r, \psi) = \hat{W}_3^T h_3(u, v, r, \psi)$ 由 3 343 个节点构成, 节点的高斯基函数中心值在 $[-1.2, 1.2] \times [-2.4, 2.4] \times [-3.3, 3.3] \times [-7.6, 7.6]$ 上均匀分布, $\omega_{3,j} = 1.0$, $\mu_3 = 4$ 。

仿真结果见图 3~图 6。图 3 为 ROV 的期望路径和实际路径; 图 4 为 ROV 位置和航向跟踪曲线;

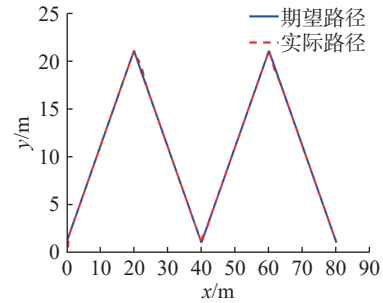


图 3 海流扰动下 ROV 实际路径和期望路径

Fig. 3 Actual path and desired path of the ROV under ocean current disturbance

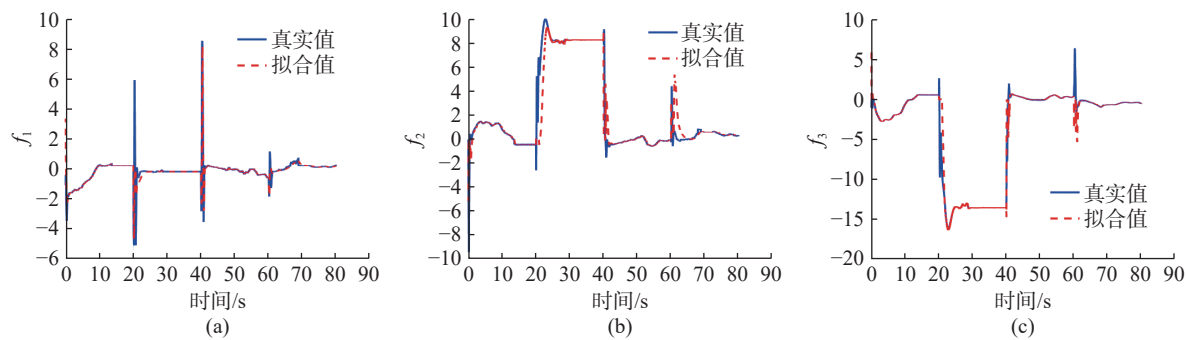


图 5 不确定函数时间响应及其估计

Fig. 5 Time responses and their estimation of uncertain functions

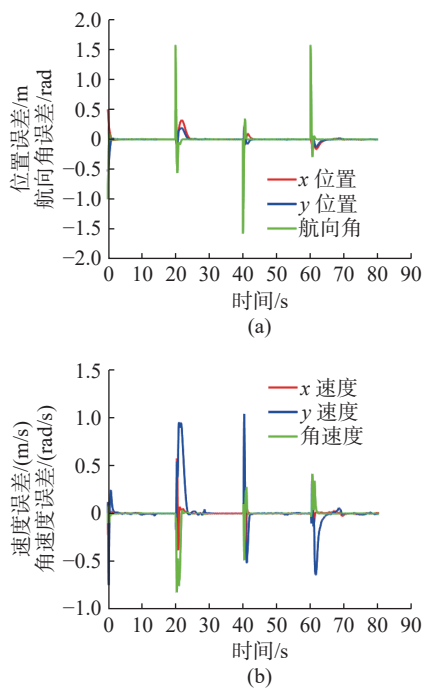


图 6 跟踪误差

Fig. 6 Tracking errors

图 5 为不确定函数时间响应及其估计曲线; 图 6 为控制系统 3 自由度位姿和速度跟踪误差曲线。仿真结果表明, 控制系统中的信号均是有界的。

图 3 和图 4 展示了控制系统的路径跟踪性能, 为更直观地衡量控制性能, 计算控制过程中的平均绝对误差、均方根误差^[10]以及最终控制稳定阶段的最大误差如表 1 所示。

图 5 表示 ROV 海流扰动和模型参数不确定估计曲线, 可知 RBF 神经网络对未知项有较好的逼近能力, 同样计算 M_{MAE} 、 R_{RMSE} 以及 E_{MAX} 如表 2 所示。

由图 7 曲线可知, 在海流流速及方向变化速率

表 1 控制系统性能量化分析

Table 1 Quantitative analysis of control system performance

性能参数	E_{MAX}	M_{MAE}	R_{RMSE}
x/m	0.004 9	0.018 6	0.056 9
y/m	0.003 2	0.015 0	0.050 6
ψ/rad	0.000 1	0.022 3	0.141 6

表 2 RBF 神经网络性能量化分析

Table 2 Quantitative analysis of RBF neural network performance

性能参数	E_{MAX}	M_{MAE}	R_{RMSE}
$\hat{f}_1$	0.071 7	0.103 4	0.441 1
$\hat{f}_2$	0.132 1	0.384 3	1.234 0
$\hat{f}_3$	0.039 5	0.247 6	1.052 5

较快时, 不确定函数的跟踪误差会增加, 但 ROV 位姿和速度的跟踪误差仍保持在较小的范围内, 控制系统的稳定性可以得到保障。随着流速和方向的逐渐稳定, 不确定函数的跟踪误差也趋向于 0。同时, 对比图 7 和图 8 (c) 可知, 控制系统输入可及时补偿外部海流造成的扰动。

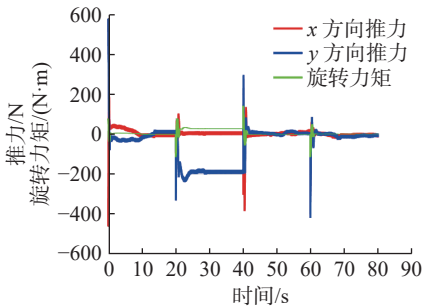


图 7 控制系统输入时间响应

Fig. 7 Time response of the control system input

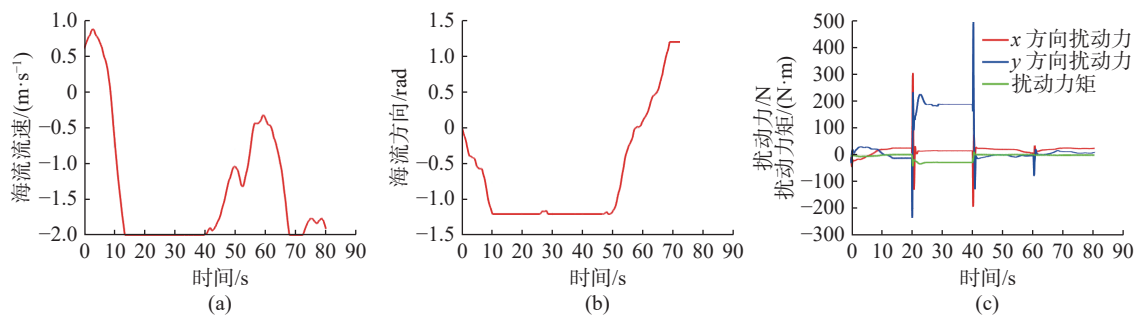


图 8 外部海流扰动

Fig. 8 External ocean current disturbance

4 结束语

针对 ROV 在模型参数不确定和海流扰动下的运动控制问题, 构建了海流扰动下的 ROV 动力学模型, 基于有限时间命令滤波和 RBF 神经网络设计出一种自适应反步控制系统。考虑到命令滤波器输出与虚拟控制信号之间的误差, 提出了误差补偿策略, 进一步提升了控制系统的性能, 并基于 Lyapunov 稳定性理论, 证明了系统具有半全局一致极限有界性。仿真研究表明, 该控制系统具有良好的跟踪性能。考虑到现有建模技术的局限性以及海流的不确定性, 在今后的研究中, 将进一步探索基于无模型的自适应控制策略以及强对流环境下时变海流的扰动问题。

参考文献:

- [1] 赵大刚, 张顺, 高适, 等. 海流对水下航行器运动及载荷影响研究综述[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(5): 1-16.
ZHAO D G, ZHANG S, GAO S, et al. Review of influence of underwater vehicle motion and load under current [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(5): 1-16.
- [2] PANDA J P, MITRA A, WARRIOR H V. A review on the hydrodynamic characteristics of autonomous underwater vehicles[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment, 2021, 235(1): 15-29.
- [3] 姚绪梁, 王晓伟, 蒋晓刚, 等. 海流干扰下的欠驱动 AUV 三维路径跟踪控制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(3): 37-45.
YAO X L, WANG X W, JIANG X G, et al. Control for 3D path following of underactuated autonomous underwater vehicle under current disturbance[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(3): 37-45.
- [4] HUANG B, YANG Q. Disturbance observer-based double-loop sliding-mode control for trajectory tracking of work-class ROVs[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(5): 601.
- [5] SAKIYAMA J, MOTOI N. Position and attitude control method using disturbance observer for station keeping in underwater vehicle[C]//IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Washington, DC, USA: IEEE, 2018: 5469-5474.
- [6] GUERRERO J, TORRES J, CREUZE V, et al. Adaptive disturbance observer for trajectory tracking control of underwater vehicles[J]. Ocean Engineering, 2020, 200(15): 107080.
- [7] 陈浩华, 赵红, 王宁, 等. 复杂扰动下水下机器人的轨迹精确跟踪控制[J]. 中国舰船研究, 2022, 17(2): 98-108.
CHEN H H, ZHAO H, WANG N, et al. Accurate track control of unmanned underwater vehicle under complex disturbances[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(2): 98-108.
- [8] PATRE B M, LONDHE P S, WAGHMARE L M, et al. Disturbance estimator based non-singular fast fuzzy terminal sliding mode control of an autonomous underwater vehicle[J]. Ocean Engineering, 2018, 159: 372-387.
- [9] QIU J, MA M, WANG T, et al. Gradient descent-based adaptive learning control for autonomous underwater vehicles with unknown uncertainties[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(12): 5266-5273.
- [10] 张帅军, 刘卫东, 李乐, 等. 基于 RBF 神经网络补偿的 ROV 运动控制算法[J]. 水下无人系统学报, 2024, 32(2): 311-319.
ZHANG S J, LIU W D, LI L, et al. ROV motion control algorithm based on RBF neural network compensation[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2024, 32(2): 311-319.
- [11] LI D, HAN H, QIAO J. Deterministic learning-based adaptive neural control for nonlinear full-state constrained systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 34(8): 5002-5011.
- [12] CHU Z, ZHU D, YANG S X. Observer-based adaptive neural network trajectory tracking control for remotely operated vehicle[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 28(7): 1633-1645.

- [13] ANDERLINI E, PARKER G G, THOMAS G. Control of a ROV carrying an object[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 165(1): 307-318.
- [14] LONG C, QIN X, BIAN Y, et al. Trajectory tracking control of ROVs considering external disturbances and measurement noises using ESKF-based MPC[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 241(1): 109991.
- [15] GARCÍA-VALDOVINOS L G, FONSECA-NAVARRO F, AIZP-URU-ZINKUNEGI J, et al. Neuro-sliding control for underwater ROV's subject to unknown disturbances[J]. *Sensors*, 2019, 19(13): 2943.
- [16] CUI R, YANG C, LI Y, et al. Adaptive neural network control of AUVs with control input nonlinearities using reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2017, 47(6): 1019-1029.
- [17] 罗一汉, 吴家鸣, 苏柏铭, 等. 考虑模型偏差和时变扰动的水下机器人轨迹跟踪控制[J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(24): 108-115.
- LUO Y H, WU J M, SU B M, et al. Trajectory tracking control of underwater vehicle considering model uncertainty and time-varying disturbance[J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(24): 108-115.
- [18] MUÑOZ-VÁZQUEZ A J, RAMÍREZ-RODRÍGUEZ H, PARRA-VEGA V, et al. Fractional sliding mode control of underwater ROVs subject to non-differentiable disturbances[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2017, 15: 1314-1321.
- [19] CHO G R, LI J H, PARK D, et al. Robust trajectory tracking of autonomous underwater vehicles using back-stepping control and time delay estimation[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 201: 107131.
- [20] 谢争明. 全驱动自主水下机器人回收动力定位控制研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2021.
- [21] 刘丽萍, 王红燕. 基于海流观测的欠驱动 AUV 自适应反演滑模轨迹跟踪[J]. *天津大学学报*, 2020, 53(7): 745-753.
- LIU L P, WANG H Y. Adaptive backstepping sliding mode for underactuated AUV trajectory tracking based on ocean current observer[J]. *Journal of Tianjin University*, 2020, 53(7): 745-753.
- [22] LEVANT A. Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control[J]. *International Journal of Control*, 2003, 76(9-10): 924-941.
- [23] YU J, SHI P, ZHAO L. Finite-time command filtered backstepping control for a class of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2018, 92: 173-180.
- [24] BUTCHER J C. Numerical methods for ordinary differential equations[M]. New York: John Wiley & Sons, 2016.
- [25] DAI S L, WANG C, LUO F. Identification and learning control of ocean surface ship using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2012, 8(4): 801-810.

(责任编辑: 闫溶蔓)

《水下无人系统学报》相关文献导航

- 李佩娟, 杨刚, 郭铁铮, 等. 水下蛇形机器人建模与运动控制. 2024, 32(6).
- 徐江鹏, 王俊雷, 唐怡. AUV 全向运动轨迹跟踪控制方法. 2024, 32(6).
- 张帅军, 刘卫东, 李乐, 等. 基于 RBF 神经网络补偿的 ROV 运动控制算法. 2024, 32(2).
- 曾学文, 黄秀华, 陈敏, 等. 基于改进混合运动麻雀搜索算法的水电站 ROV 路径规划. 2024, 32(2).
- 徐文峰, 刘加朋, 于金鹏, 等. 输入饱和下 AUV 自适应神经网络预设性能控制. 2024, 32(2).
- 侯冬冬, 都军民, 秦丽萍, 等. 基于自适应干扰观测器的水下机器人—机械臂系统反步控制. 2023, 31(3).
- 周莹, 于佩元, 孙秀军, 等. 波浪滑翔器海洋观测数据质量控制研究. 2023, 31(2).
- 郭可建, 林晓波, 郝程鹏, 等. 基于神经网络状态估计器的高速 AUV 强化学习控制. 2022, 30(2).
- 李鑫滨, 王鹏, 骆曦, 等. 输入受限下欠驱动 AUV 轨迹跟踪滑模控制. 2022, 30(1).
- 曹军宏, 刘飞. 基于 ROV 的舰船磁场测量方法. 2021, 29(6).
- 薛乃耀, 刘鲲, 王冬姣, 等. 考虑模型误差的 ROV 抗饱和控制设计. 2021, 29(3).
- 王晓鸣, 吴高升. 基于单目视觉的水下机器人相对位姿精确控制. 2021, 29(3).
- 黄博伦, 杨启. 基于 super-twisting 二阶滑模算法的作业型 ROV 路径跟踪控制方法. 2021, 29(1).
- 邱帅, 吕瑞, 范辉, 等. 基于 CAM 矩阵的水下机器人容错控制方法. 2021, 29(1).
- 徐鹏程, 曾庆军, 陈尧伟, 等. 基于导管螺旋桨负载的 ROV 推进器滑模控制. 2020, 28(5).
- 王香, 张永林. 基于 RBF 神经网络的 AUV 路径跟踪分数阶滑模控制. 2020, 28(3).