

考虑未知时变流速的 AUV 改进动态面 自适应跟踪控制

李亚龙, 王俊雄*

(上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: **目的** 提高水下机器人在未知时变海流速度、不确定性建模和环境干扰 3 种未知因素影响下的跟踪控制性能。**方法** 基于改进动态面自适应控制方法, 首先为补偿三种未知因素的影响, 设计海流速度自适应更新律和径向基神经网络, 对其进行实时估计, 同时将传统的固定滤波器改进为一种时变滤波器, 以改善控制输入抖振问题。然后构建 Lyapunov 函数证明稳定性。最后进行仿真实验, 并与传统动态面控制法和反步滑模控制法作对比。**结果** 本文设计的海流速度自适应更新律和径向基神经网络能够精确估计 3 种未知因素的影响, 展现了强大的鲁棒性。此外, 相比于 2 种对比方法, 本文方法在控制精度、解决抖振能力方面展现了优越的控制性能。**结论** 基于改进动态面自适应控制方法, 在考虑不确定性建模和环境干扰的基础上, 解决了现实情况中存在的未知时变海流速度干扰问题, 同时提高了水下机器人在复杂环境中的控制性能。

关键词: 水下机器人; 动态面控制; 未知时变海流速度; 自适应控制; 轨迹跟踪; 径向基神经网络

中图分类号: U674.941; TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9242(2025)01-0144-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2025.01.015

Improved Dynamic Surface Adaptive Tracking Control of AUV Considering Unknown Time-varying Velocity

LI Yalong, WANG Junxiong*

(State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

ABSTRACT: The work aims to enhance the tracking control performance of autonomous underwater vehicles under the effects of three unknown factors of unknown time-varying ocean current velocity, uncertainty modeling, and environmental disturbances. Based on the improved dynamic surface adaptive control method, to compensate for the effects of these three unknown factors, an adaptive updating law for ocean current velocity and a radial basis function neural network were designed for real-time estimation. At the same time, the traditional fixed filter was modified into a time-varying filter to mitigate control input chattering. Subsequently, a Lyapunov function was constructed to prove the stability of the system. Simulation experiments were conducted and compared with traditional dynamic surface control and back stepping sliding mode control methods. The designed adaptive updating law for ocean current velocity and the radial basis function neural network accurately estimated the

收稿日期: 2024-09-03; 修订日期: 2024-09-30

Received: 2024-09-03; Revised: 2024-09-30

引文格式: 李亚龙, 王俊雄. 考虑未知时变流速的 AUV 改进动态面自适应跟踪控制[J]. 装备环境工程, 2025, 22(1): 144-151.

LI Yalong, WANG Junxiong. Improved Dynamic Surface Adaptive Tracking Control of AUV Considering Unknown Time-varying Velocity[J]. Equipment Environmental Engineering, 2025, 22(1): 144-151.

*通信作者 (Corresponding author)

effects of the three unknown factors, demonstrating robust performance. Furthermore, compared to the other two methods, the proposed method exhibited superior control performance in terms of control accuracy and the ability to resolve chattering. In conclusion, the improved dynamic surface adaptive control method effectively addresses the issue of unknown time-varying ocean current velocity in real-world scenarios, taking into account uncertainty modeling and environmental disturbances, while also improves the control performance of autonomous underwater vehicles in complex environments.

KEY WORDS: autonomous underwater vehicles; dynamic surface control; unknown time-varying ocean current velocity; adaptive control; trajectory tracking; radial basis function neural network

近些年,随着海洋强国战略的提出,人们对海洋探索的需求日益增长。水下自主航行器(Autonomous Underwater Vehicles, AUV)又称水下机器人,作为一种海洋探索装备,对海洋强国战略的实施具有重要作用^[1]。面对海洋中复杂多变的环境,水下机器人的轨迹跟踪控制技术显得尤为重要,因此克服未知扰动因素、提升控制精度和改善控制输入指令是水下机器人控制技术所聚焦的重点问题。

当前,已经有多种控制策略用于解决水下机器人的轨迹跟踪问题。现有的控制方法中,涉及的控制算法包括 PID 控制^[2]、反步控制^[3]、滑模控制^[4]、动态面控制^[5]、模糊控制^[6]、自适应控制^[7]、神经网络控制^[8]和模型预测控制^[9]等。其中,神经网络还可以对未知扰动因素进行估计^[10-13]。文献[14]提出了一种模糊自适应 PID 控制方法,实现了对水下机器人的深度跟踪控制,但该方法未考虑未知因素干扰问题。文献[15]提出了一种反步控制结合神经网络的自适应控制方法,同时使用命令滤波器处理微分爆炸问题,对比传统反步法和滑模法,该方法具有较好的控制性能。文献[16]提出了一种自适应快速非奇异积分终端滑模控制方法,该方法具有快速收敛,无需了解不确定性建模和环境干扰上限的优点,但该方法在遇到较大的干扰时,控制器会产生短暂抖振现象。文献[17]通过对初始阶段期望轨迹进行修正,并考虑输入饱和问题,提出了一种自适应反步控制法,相较于传统自适应控制,它提高了收敛速度,降低了抖振现象。文献[18]提出了一种物理信息神经网络结合模型预测控制的方法,增强了控制的鲁棒性和跟踪精度,但该方法在解决抖振方面略显不足。文献[19]提出使用模型预测结合滑模的自适应控制方法,分别测试了海流速度对水下机器人的持续和突发影响,展现了较好的跟踪效果,但该方法局限于海流速度已知且为定值。文献[20]提出了一种基于管道的模型预测控制方法,方法描述了管道形状,使用辅助控制器替换了传统的线性反馈控制器,并在外界干扰的情况之下,水下机器人的运动姿态仍能够保持在管道之内。此外,针对反步法中容易产生的微分爆炸现象进而导致计算复杂的问题,除了上述一些使用命令滤波器的方法处理外,

还可以采用动态面控制法进行解决^[21]。文献[22-23]提出了神经网络结合动态面的控制方法,并证明了该方法的稳定性,但该方法未考虑输入抖振问题。文献[24]使用模糊控制器对不确定性和环境干扰进行逼近,同时结合动态面法设计控制律,相较于传统动态面控制法提高了控制精度,并改善了控制输入抖振现象。

随着水平位置和垂直位置的不同,海洋中的海水流动速度也不同,因此水下机器人在实际运动过程中,周围海水流动速度呈现一种随时间发生变化并且是未知的状态。在以往对水下机器人轨迹跟踪控制研究上,绝大部分学者的做法都是默认海流速度为 0,或假设海流速度为已知常数,即在建模过程中只考虑了动力学模型中的不确定性建模和环境干扰 2 种因素,而未考虑运动学模型中未知时变海流速度的影响。针对以上 3 种未知因素,本文提出了一种考虑未知时变海流速度的改进动态面自适应控制方法。该方法通过设计的时变海流估计速度自适应更新率和径向基神经网络,可以实现对这 3 种未知因素进行补偿,同时将传统的固定滤波器改进为一种时变滤波器,有效解决了传统动态面控制方法产生的抖振现象。然后构建 Lyapunov 函数证明了此方法具有 Lyapunov 意义下的稳定性,最后通过仿真实验验证了本文方法在考虑未知时变海流速度的情况下也具有优越的控制性能。

1 问题描述

1.1 坐标系建立

为能够精确描述水下机器人的运动状态,本文选择了地面坐标系 $O-x_0y_0z_0$ 和动坐标系 $B-x_b y_b z_b$, 其中动坐标系与水下机器人固定,原点为水下机器人的重心。如图 1 所示, $B(x,y,z)$ 点是动坐标系原点在面坐标系中的坐标,其中 u,v,w 分别表示水下机器人在动坐标系下沿 x_b 轴、 y_b 轴、 z_b 轴方向的速度; p,q,r 分别表示水下机器人在动坐标系下绕 x_b 轴、 y_b 轴、 z_b 轴的角速度。同时,地面坐标系与动坐标系之间的 3 个角度——横滚角 ϕ 、俯仰角 θ 和航向角 ψ 用以表示水下机器人的姿态。

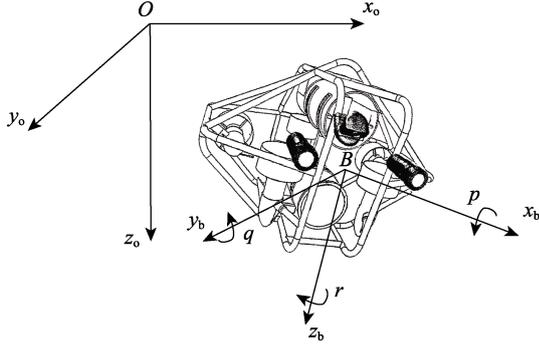


图1 水下机器人大地坐标系和动坐标系
Fig.1 Geodetic coordinates and kinematic coordinates of AUV

1.2 运动学模型

当水下机器人周围海流速度为0时,水下机器人的矢量化运动学模型为:

$$\dot{\eta} = J(\eta)v \quad (1)$$

式中: $\eta = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T$ 表示水下机器人的位姿; $J(\eta)$ 表示动坐标系下速度到地面坐标系下速度的转换矩阵; $v = [u, v, w, p, q, r]^T$ 表示水下机器人在动坐标系下的绝对速度。

考虑未知时变海流速度的影响,此时水下机器人的矢量化运动学模型^[25]为:

$$\dot{\eta} = J(\eta)v_r + v_f \quad (2)$$

式中, $v = v_r + v_c$, $v_f = J(\eta)v_c$; v_r 表示水下机器人在动坐标系下的相对速度; v_c 和 v_f 分别表示在动坐标系下和地面坐标系下的海流速度。

1.3 动力学模型

当水下机器人周围海流速度为0时,水下机器人的矢量化动力学模型为:

$$M(\dot{v}) + C(v)v + D(v)v + g(\eta) + d_u = \tau + d_e \quad (3)$$

式中: M 表示为刚体惯性矩阵 M_{RB} 与流体附加质量矩阵 M_A 之和; $C(v)$ 表示为刚体和流体的哥氏力和向心力矩阵之和, $C(v) = C_{RB}(v) + C_A(v)$; $D(v)$ 表示为阻尼矩阵; $g(\eta)$ 表示为恢复力,由重力和海水产生的浮力组成的力和力矩; d_u 表示为不确定性建模项; d_e 表示为未知环境干扰项; $\tau = [X, Y, Z, K, M, N]$ 表示为水下机器人动力设备所提供的力和力矩。

考虑未知时变海流速度的影响,此时水下机器人的矢量化动力学模型^[26]为:

$$M_{RB}\dot{v} + C_{RB}(v)v + g(\eta) + M_A\dot{v}_r + C_A(v_r)v_r + D(v_r)v_r + d_u = \tau + d_e \quad (4)$$

此时,令 $M_{RB}\dot{v} = M_{RB}\dot{v}_r + d_m$, $C_{RB}(v)v = C_{RB}(v_r)v_r + d_c$, 则动力学模型可简化为:

$$M(\dot{v}_r) + C(v_r)v_r + D(v_r)v_r + g(\eta) = \tau + d \quad (5)$$

式中: d 表示为动力学模型总干扰项,

$$d = d_e - (d_u + d_m + d_c)。$$

综上,在考虑未知时变海流速度影响的情况下,本文建立的全驱动水下机器人的运动学模型和动力学模型为:

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\eta)v_r + v_f \\ M(\dot{v}_r) + C(v_r)v_r + D(v_r)v_r + g(\eta) = \tau + d \end{cases} \quad (6)$$

2 改进动态面自适应控制器设计

2.1 径向基神经网络设计

径向基(RBF)神经网络兼具全局逼近和局部逼近能力,可以拟合任意精度的非线性函数,而且学习速度快,可以满足具有实时性的场景要求,因此径向基神经网络非常适合作为一种拟合实际场景中时变干扰的工具。本文设计的是一个结构为2-5-1、激活函数为高斯基函数的径向基神经网络,如图2所示。

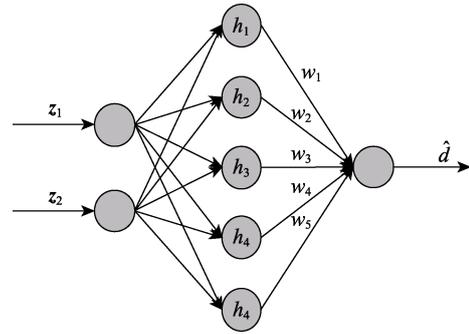


图2 径向基神经网络结构
Fig.2 Structure of radial basis function neural network

针对本文问题,将实际轨迹与期望轨迹的跟踪误差 z_1 及其导数 \dot{z}_1 作为网络的输入:

$$E = [z_1, \dot{z}_1]^T \quad (7)$$

通过隐含层中高斯基函数的映射可得:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|E - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, 5 \quad (8)$$

式中: b 为高斯基函数的宽度, $b = [b_1, b_2, \dots, b_5]^T$;

c 为高斯基函数中心点的坐标, $c = \begin{bmatrix} c_{11}, c_{12}, \dots, c_{15} \\ c_{21}, c_{22}, \dots, c_{25} \end{bmatrix}$ 。

网络实际输出为:

$$\hat{d} = d - \tilde{d} = (w^T - \tilde{w}^T)h = \hat{w}^T h \quad (9)$$

式中: d 为理想输出值; \tilde{d} 为输出误差值; w 表示为网络理想权值, $w = [w_1, w_2, \dots, w_5]$; \hat{w} 表示网络的实际权值; \tilde{w} 表示网络理想权值和实际权值之间的误差。

2.2 改进动态面控制律和自适应律设计

首先规定水下机器人轨迹跟踪误差:

$$z_1 = \eta - \eta_d \quad (10)$$

构造如下 Lyapunov 函数:

$$V_1 = \frac{1}{2} z_1^T z_1 \quad (11)$$

对式 (11) 求导:

$$\dot{V}_1 = z_1^T \dot{z}_1 = z_1^T (J(\eta)v_r + v_f - \dot{\eta}_d) \quad (12)$$

定义虚拟控制量 α , 并取为:

$$\alpha = J(\eta)^{-1}(-K_1 z_1 + \dot{\eta}_d - \hat{v}_f) \quad (13)$$

式中: K 为大于 0 的对角常数矩阵, $K_1 \in R^{6 \times 6}$; \hat{v}_f 表示为海流速度估计值, 且 $\tilde{v}_f = v_f - \hat{v}_f$ 为海流速度估计误差。

引入动态面算法, 取 $\bar{\alpha}$ 作为 α 的一阶滤波器的输出, 满足式 (14) 所示关系。

$$\begin{cases} \kappa \dot{\bar{\alpha}} + \bar{\alpha} = \alpha \\ \bar{\alpha}(0) = \alpha(0) \end{cases} \quad (14)$$

式中: κ 为一阶滤波器的时间常数。

规定水下机器人相对速度误差 z_2 和一阶滤波器产生的误差 e :

$$z_2 = v_r - \alpha \quad (15)$$

$$e = \bar{\alpha} - \alpha \quad (16)$$

综合考虑轨迹跟踪误差、速度误差和滤波器误差, 构造如下 Lyapunov 函数:

$$V_2 = \frac{1}{2} z_1^T z_1 + \frac{1}{2} z_2^T z_2 + \frac{1}{2} e^T e \quad (17)$$

对式 (17) 求导:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & z_1^T \dot{z}_1 + z_2^T \dot{z}_2 + e^T \dot{e} = \\ & z_1^T (\dot{\eta} - \dot{\eta}_d) + z_2^T (\dot{v}_r - \dot{\alpha}) + e^T (\dot{\bar{\alpha}} - \dot{\alpha}) = \\ & z_1^T [J(\eta)(z_2 + \alpha) + v_f - \dot{\eta}_d] \end{aligned} \quad (18)$$

$$+ z_2^T \{M^{-1}[\tau + d - C(v_r)v_r - D(v_r)v_r - g(\eta)] - \dot{\alpha}\} + e^T (-\kappa^{-1}e + B)$$

式中: $B = -[J(\eta)^{-1}(-K_1 z_1 + \dot{\eta}_d - \hat{v}_f) + J(\eta)^{-1}(-K_1 z_1 + \ddot{\eta}_d - \dot{\hat{v}}_f)]$ 。

本文改进的动态面自适应控制系统结构设计如图 3 所示。控制系统的控制律、径向基神经网络权值自适应更新律、未知时变海流估计速度自适应更新律以及改进的时变滤波器设计如下:

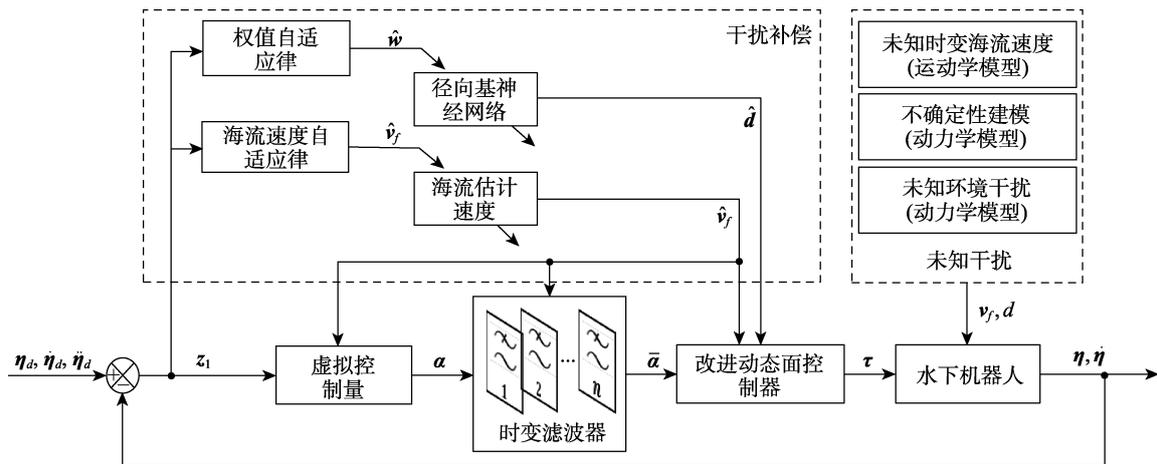


图 3 改进动态面自适应闭环控制系统流程图

Fig.3 Flowchart of improved dynamic surface adaptive closed-loop control system

$$\tau = M(-K_2 z_2 + \dot{\bar{\alpha}}) + C(v_r)v_r + D(v_r)v_r + g(\eta) - \hat{d} \quad (19)$$

$$\dot{\hat{w}}_i = K_3^{-1} z_{2i} h_i, i = 1, 2, \dots, 6 \quad (20)$$

$$\dot{\hat{v}}_f = K_4^{-1} z_1 \quad (21)$$

$$\kappa(t)^{-1} = \frac{1}{2} B_{(t)}^T B_{(t)} + 10I \quad (22)$$

式中: K_2, K_3, K_4 为大于 0 的对角常数矩阵, $K_2, K_3, K_4 \in R^{6 \times 6}$; z_{2i} 表示为速度误差矢量 z_2 中的第 i 个元素; $\kappa(t)$ 表示为第 t 时刻一阶滤波器的时间常数。

3 稳定性证明

构造如下 Lyapunov 函数:

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2} \tilde{v}_f^T K_4 \tilde{v}_f + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^6 \tilde{w}_i^T K_3 \tilde{w}_i \quad (23)$$

对式 (23) 求导, 将式 (19)、式 (20)、式 (21) 代入 \dot{V}_3 , 整理可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & z_1^T J(\eta) z_2 - z_1^T K_1 z_1 - \\ & z_2^T K_2 z_2 + (z_2^T + e^T) (-\kappa^{-1}e + B) \end{aligned} \quad (24)$$

借助 Young 不等式, 可推导出如下不等式:

$$z_1^T J(\eta) z_2 \leq \frac{1}{2} [z_1^T z_1 + z_2^T J(\eta)^T J(\eta) z_2] \quad (25)$$

$$z_2^T \kappa^{-1} e \leq \frac{1}{2} [z_2^T z_2 + e^T \kappa^{-T} \kappa^{-1} e] \quad (26)$$

$$z_2^T B \leq \frac{1}{2} z_2^T B^T B z_2 + 3 \quad (27)$$

$$\mathbf{e}^T \mathbf{B} \leq \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{e} + 3 \quad (28)$$

定理 1: 当 $V_3(0) \leq c, (c > 0)$ 时, 则本文设计的动态面自适应闭环控制系统是 Lyapunov 意义下的稳定。

证明如下:

将式 (25)、式 (26)、式 (27) 和式 (28) 代入式 (24) 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 \leq & \frac{1}{2} [\mathbf{z}_1^T \mathbf{z}_1 + \mathbf{z}_2^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) \mathbf{z}_2] - \mathbf{z}_1^T \mathbf{K}_1 \mathbf{z}_1 - \mathbf{z}_2^T \mathbf{K}_2 \mathbf{z}_2 - \\ & \frac{1}{2} [\mathbf{z}_2^T \mathbf{z}_2 + \mathbf{e}^T \boldsymbol{\kappa}^{-T} \boldsymbol{\kappa}^{-1} \mathbf{e}] + \frac{1}{2} \mathbf{z}_2^T \mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{z}_2 - \mathbf{e}^T \boldsymbol{\kappa}^{-1} \mathbf{e} + \\ & \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{e} + 6 \end{aligned} \quad (29)$$

取 $\mathbf{K}_1 = (0.5 + r)\mathbf{I}$, $\mathbf{K}_2 = 0.5\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta})^T \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}) + 0.5\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{I} - 0.5\mathbf{I} + r\mathbf{I}$, $\boldsymbol{\kappa}^{-1} = 0.5\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{I} + r\mathbf{I}$, r 为大于 0 的常数, 且 $r \geq 3/c$, 则式 (31) 简化为:

$$\dot{V}_3 \leq -r\mathbf{z}_1^T \mathbf{z}_1 - r\mathbf{z}_2^T \mathbf{z}_2 - \mathbf{e}^T \boldsymbol{\kappa}^{-T} \boldsymbol{\kappa}^{-1} \mathbf{e} - r\mathbf{e}^T \mathbf{e} + 6 \leq -2rV_3 + 6 \leq 0 \quad (30)$$

式 (30) 也说明了 V_3 在该集合之中, 即 $V_3(0) \leq c$, 由于 $\dot{V}_3 \leq 0$, 则 $V_3 \leq c$ 。

综上, 本文构造的标量函数 V_3 是正定的, 导数 \dot{V}_3 是半负定的, 所以能够保证轨迹跟踪误差 \mathbf{z}_1 、速度误差 \mathbf{z}_2 、滤波器误差 \mathbf{e} 、网络权值误差 $\tilde{\mathbf{w}}$ 和海流速度估计误差 $\tilde{\mathbf{v}}$ 都是一致有界的, 因此本文设计的改进动态面自适应闭环控制系统是 Lyapunov 意义下的稳定。证毕。

4 仿真结果分析

为验证本文提出的改进动态面自适应控制方法在考虑未知时变海流速度影响的情况下, 能够实现水下机器人对期望轨迹有效跟踪并解决控制输入的抖振现象, 下面选择反步滑模控制法 (BSSMC) 和传统动态面控制法 (DSC) 的仿真结果作为对照, 以此说明本文控制方法的优越性。本文以澳大利亚国立大学开发的 Kambara 五自由度水下机器人为基础, 增补了侧向推进器, 使其变为六自由度水下机器人, 以此作为仿真对象。设备主要参数: Kambara 质量为 117 kg, 浮力为 1 158 N, 重心 \mathbf{p}_G 为动坐标系原点, 浮心 \mathbf{p}_B 在动坐标系下为 $[-0.017, 0, -0.115]^T$, $\mathbf{M} = \text{diag}\{175.4, 140.8, 140.8, 14.08, 12.98, 16.07\}$, $\mathbf{D}(\mathbf{v}_r) = \text{diag}\{120 + 90|u|, 90 + 90|v|, 150 + 120|w|, 15 + 10|p|, 15 + 12|q|, 18 + 15|r|\}$ 。

水下机器人三维螺旋运动期望轨迹设置为:

$$\boldsymbol{\eta}_d = [10\cos(0.1t), 10\sin(0.1t), -0.1t - 1, 0, 0, 0.1]^T \quad (31)$$

运动学模型中, 未知时变海流速度设置为:

$$\begin{aligned} [v_{fu}, v_{fv}, v_{fw}]^T = \\ [0.5 + 0.5\sin(0.1t), 0.5 + 0.5\cos(0.1t), 0.1]^T \end{aligned} \quad (32)$$

动力学模型中总干扰项设置为:

$$\begin{cases} d_x = -50\sin(0.1t) - 30\cos(0.2t) \\ d_y = -50\sin(0.3t) - 40\cos(0.1t) \\ d_z = -50\cos(0.2t) - 20\sin(0.3t) \\ d_k = -\cos(0.4t) - 0.5\sin(0.3t) \\ d_m = -2\sin(0.3t) - \cos(0.2t) \\ d_n = -6\sin(0.1t) - 3\cos(0.2t) \end{cases} \quad (33)$$

采用 Matlab/simulink 软件进行仿真, 同时安装了 MSS 工具箱用以计算哥氏力和向心力矩阵 $\mathbf{C}(\mathbf{v}_r)$ 和恢复力矩阵 $\mathbf{g}(\boldsymbol{\eta})$ 。水下机器人初始状态设置: $\boldsymbol{\eta}_0 = [10, 1, -1, 0, 0, 0]^T$, $\mathbf{v}_{r0} = [0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$ 。改进动态面自适应控制器参数设置: $\mathbf{K}_1 = \mathbf{I}$, $\mathbf{K}_2 = 5\mathbf{I}$, $\mathbf{K}_3 = \text{diag}\{0.001, 0.001, 0.001, 0.005, 0.005, 0.005\}$, $\mathbf{K}_4 = 0.5\mathbf{I}$ 。径向基神经网络设置 30 个自适应更新权值, 高斯基函数宽度 $b=2$, 高斯基函数中心点坐标

$$\mathbf{c}_j = \begin{bmatrix} -1 & -0.5 & 0 & 0.5 & 1 \\ -1 & -0.5 & 0 & 0.5 & 1 \end{bmatrix}。$$

在考虑运动学模型中的未知时变海流速度、动力学模型中不确定性建模和环境干扰 3 种未知因素的情况下, 水下机器人的三维螺旋运动轨迹跟踪情况如图 4 所示。本文方法轨迹曲线与期望轨迹曲线基本重合, 而 2 种对比方法轨迹曲线与期望轨迹曲线都产生了较大的偏离, 由此体现了本文方法在控制精度方面的优越性。水下机器人的相对速度跟踪对比曲线如图 5 所示, 结果显示, 3 种控制方法都较好地跟踪了水下机器人的相对速度。

图 6 和表 1 分别展示了水下机器人在 x 、 y 和 z 轴 3 个方向的跟踪误差曲线和平均绝对误差。综合图 6 和表 1 结果可知, 反步滑模法误差波动范围和平均绝对误差最大, 本文控制方法误差波动范围和平均绝对误差最小, 且远低于另外 2 种对比方法。结合图 5 可知, 造成这 2 种对比方法产生如此大误差的主要原因就是在控制系统中没有消除未知时变海流速度的影响。

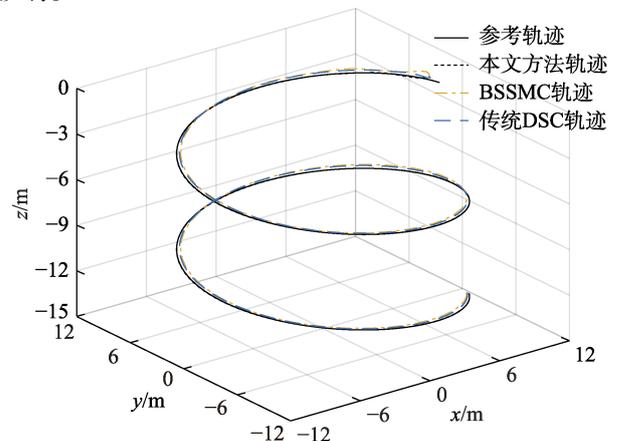


图 4 水下机器人三维螺旋运动轨迹跟踪结果
Fig.4 3D spiral trajectory tracking results of AUV

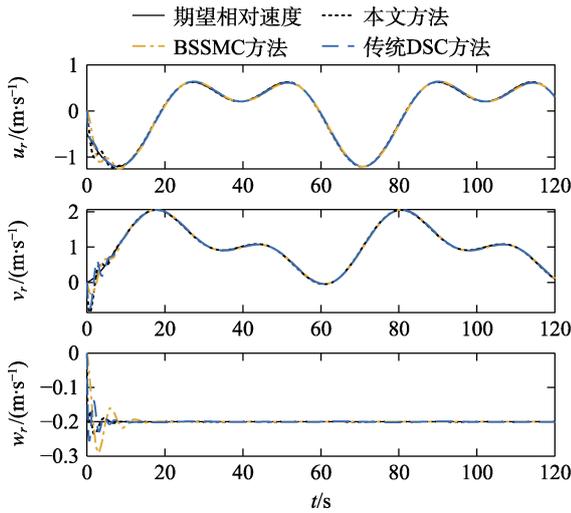


图 5 水下机器人相对速度跟踪对比曲线

Fig.5 Comparison curve of relative velocity tracking of AUV

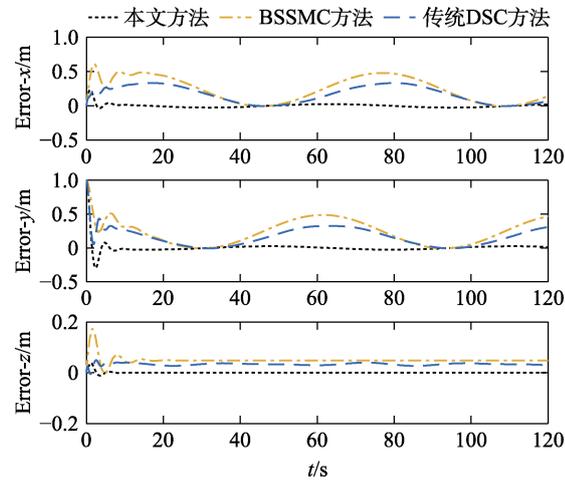


图 6 水下机器人轨迹跟踪误差对比曲线

Fig.6 Comparison curve of trajectory tracking error of AUV

表 1 水下机器人轨迹平均绝对误差

Tab.1 Mean absolute error of AUV trajectory

方法	MAE-x/m	MAE-y/m	MAE-z/m	MAE-3D/m
BSSMC 法	0.235 2	0.283 5	0.048 9	0.430 0
传统 DSC 法	0.163 0	0.195 6	0.032 1	0.296 4
本文方法	0.019 4	0.048 0	0.001 2	0.057 3

本文控制方法的未知时变海流速度估计曲线如图 7 所示, 径向基神经网络未知总干扰拟合曲线如图 8 所示。可以看出, 点线和实线基本重合, 这展现了本文控制方法设计的自适应更新律具有实时且精确的估计效果, 体现了本文方法较好的鲁棒性。

水下机器人的控制输入对比曲线如图 9 所示。可以看出, 本文控制方法和反步滑模法的控制输入曲线在初始阶段有轻微波动, 在其余时刻均没有产生抖振, 这种平稳的控制输入更有利于电机执行控制命令。不过反步滑模法控制输入之所以没有抖振现象, 是因为其付出了牺牲跟踪精度的代价。传统动态面控

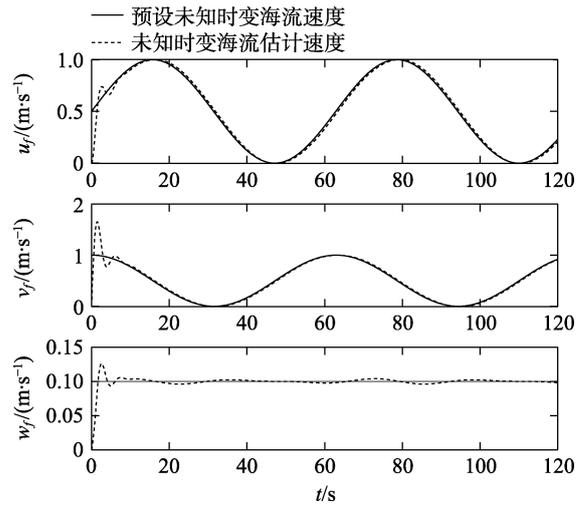


图 7 未知时变海流速度估计曲线

Fig.7 Estimation curve of unknown time-varying ocean current velocity

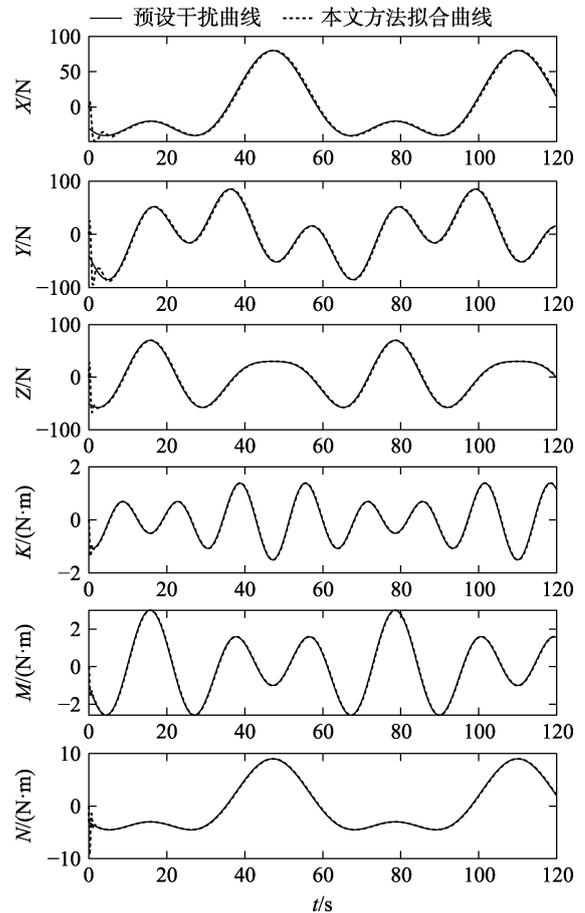


图 8 RBF 神经网络未知总干扰拟合曲线

Fig.8 Unknown total interference fitting curve of RBF neural network

制法由于只采用 1 个滤波器, 不能根据实际情况调整滤波器时间常数, 导致了控制量 $\dot{\alpha}$ 随时间变化呈现抖动曲线, 进而导致控制输入产生抖振。因此, 本文控制方法相较于 2 种对比方法, 更具有实际工程应用价值。

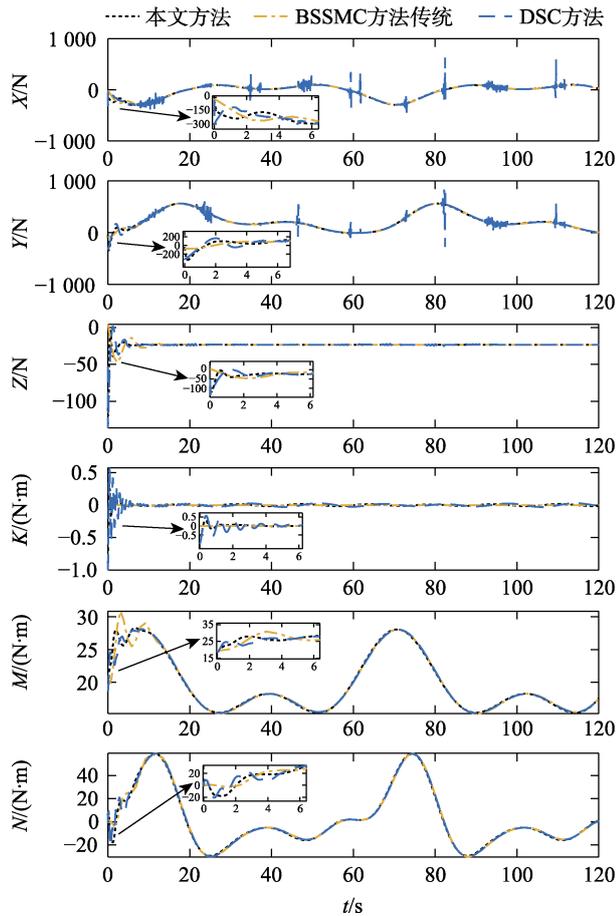


图9 水下机器人控制输入对比曲线
Fig.9 Comparison curves of AUV control input

5 结语

本文提出了一种改进的动态面自适应控制方法，旨在解决水下机器人在实际海况下进行轨迹跟踪时所面临的未知时变海流速度干扰问题和执行器控制输入抖振问题，同时考虑了不确定性建模和环境干扰2种因素。理论分析和实验仿真结果表明，本文设计的未知时变海流估计速度自适应更新律和径向基神经网络权值自适应更新律有效地补偿了3种未知因素，从而提升了控制精度和鲁棒性。此外，本文改进的一阶滤波器成功解决了传统动态面控制中存在的控制输入抖振问题，更加有利于驱动电机执行控制命令。与反步滑模控制法和传统动态面控制法相比，本文提出的控制方法展现出更优越的控制性能，且更适合在复杂多变的水下环境中控制水下机器人的轨迹跟踪运动。未来的工作内容将会基于本文所提的控制方法，进一步考虑执行器输入饱和问题，以确保本文方法在水下机器人在实机上应用的稳定性。

参考文献:

[1] LUVISUTTO A, AL SHEHHI A, MANKOVSKII N, et

al. Robotic Swarm for Marine and Submarine Missions: Challenges and Perspectives[C]// Proceedings of 2022 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles Symposium (AUV). Singapore: IEEE, 2022.

[2] GUERRERO J, TORRES J, CREUZE V, et al. Saturation Based Nonlinear PID Control for Underwater Vehicles: Design, Stability Analysis and Experiments[J]. *Mechatronics*, 2019, 61: 96-105.

[3] CHO G R, PARK D G, KANG H, et al. Horizontal Trajectory Tracking of Underactuated AUV Using Backstepping Approach[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(16): 174-179.

[4] GUO Y Y, QIN H D, XU B, et al. Composite Learning Adaptive Sliding Mode Control for AUV Target Tracking[J]. *Neurocomputing*, 2019, 351: 180-186.

[5] LIANG X, ZHANG Z, QU X R, et al. 3D Trajectory Tracking Control of an Underactuated AUV Based on Adaptive Neural Network Dynamic Surface[J]. *International Journal of Vehicle Design*, 2020, 84(1/2/3/4): 203.

[6] ZHANG Z C, WU Y Q. Adaptive Fuzzy Tracking Control of Autonomous Underwater Vehicles with Output Constraints[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 29(5): 1311-1319.

[7] ZHANG X X, JIANG K. Backstepping-Based Adaptive Control of Underactuated AUV Subject to Unknown Dynamics and Zero Tracking Errors[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 302: 117640.

[8] LIU T, HUANG J H, ZHAO J T. Research on Control Problems of Vectored Thruster AUVs with Deep Reinforcement Learning[C]// Proceedings of 2024 3rd International Conference on Innovations and Development of Information Technologies and Robotics (IDITR). Hong Kong: IEEE, 2024.

[9] SHEN C, SHI Y, BUCKHAM B. Trajectory Tracking Control of an Autonomous Underwater Vehicle Using Lyapunov-Based Model Predictive Control[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5796-5805.

[10] 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[J]. *水下无人系统学报*, 2020, 28(3): 284-290.

WANG X, ZHANG Y L. Fractional-Order Sliding Mode Control Based on RBF Neural Network for AUV Path Tracking[J]. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2020, 28(3): 284-290.

[11] ZHANG J L, XIANG X B, ZHANG Q, et al. Neural Network-Based Adaptive Trajectory Tracking Control of Underactuated AUVs with Unknown Asymmetrical Actuator Saturation and Unknown Dynamics[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 218: 108193.

[12] DENG Y J, LIU T, ZHAO D X. Event-Triggered Output-Feedback Adaptive Tracking Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Reinforcement Learning[J]. *Applied Ocean Research*, 2021, 113: 102676.

[13] 李政远, 王俊雄. 基于高阶递归神经网络的AUV鲁棒

- 控制方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(2): 81-88.
- LI Z Y, WANG J X. A Robust Control Method for AUV Based on High Order Recurrent Neural Networks[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(2): 81-88.
- [14] HU B, TIAN H, QIAN J N, et al. A Fuzzy-PID Method to Improve the Depth Control of AUV[C]//2013 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Takamatsu, Japan: IEEE, 2013: 1528-1533.
- [15] WANG J Q, WANG C, WEI Y J, et al. Three-Dimensional Path Following of an Underactuated AUV Based on Neuro-Adaptive Command Filtered Backstepping Control[J]. IEEE Access, 2018, 6: 74355-74365.
- [16] QIAO L, ZHANG W D. Trajectory Tracking Control of AUVs via Adaptive Fast Nonsingular Integral Terminal Sliding Mode Control[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(2): 1248-1258.
- [17] MA Y, YU Y F. Initial-Rectification Neuroadaptive Finite-Time Surge Motion Tracking Control of Autonomous Underwater Vehicle with Input Saturation[J]. IEEE Access, 2023, 11: 97416-97424.
- [18] LIU T, HUANG J H, ZHAO J T. Autonomous Underwater Vehicle Trajectory Tracking Based on Physics Informed Neural Network Modeling[C]// Proceedings of 2024 3rd International Conference on Innovations and Development of Information Technologies and Robotics (IDITR). Hong Kong: IEEE, 2024.
- [19] 赵洪坛, 朱大奇. UUV 水下模型预测滑模跟踪控制算法[J]. 控制工程, 2022, 29(7): 1195-1203.
- ZHAO H T, ZHU D Q. Underwater Model Predictive Sliding Mode Tracking Control Algorithm for UUV[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(7): 1195-1203.
- [20] HAO L Y, WANG R Z, SHEN C, et al. Trajectory Tracking Control of Autonomous Underwater Vehicles Using Improved Tube-Based Model Predictive Control Approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5647-5657.
- [21] 刘金琨. RBF 神经网络自适应控制及 MATLAB 仿真[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2018: 224-227.
- LIU J K. RBF Neural Network Control for Mechanical Systems: design, Analysis and MATLAB Simulation[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2018: 224-227.
- [22] MIAO B B, LI T S, LUO W L. A DSC and MLP Based Robust Adaptive NN Tracking Control for Underwater Vehicle[J]. Neurocomputing, 2013, 111: 184-189.
- [23] MIAO B B, LI T S, LUO W L. Neural Network Based Robust Adaptive Dynamic Surface Control for AUVs[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(20): 660-664.
- [24] LIANG X, QU X R, WANG N, et al. Three-Dimensional Trajectory Tracking of an Underactuated AUV Based on Fuzzy Dynamic Surface Control[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2020, 14(5): 364-370.
- [25] 高剑. 无人水下航行器自适应非线性控制技术[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2016: 25-26.
- GAO J. Adaptive Nonlinear Control Technology for Unmanned Underwater Vehicle[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2016: 25-26.
- [26] FOSSEN T I. Marine Control Systems[M]. Trondheim: Marine Cybernetics, 2002: 115-123.