

基于 Huber 函数非线性模型预测控制的自主水下机器人自适应轨迹跟踪控制方法

李致富 黄浩 叶渭 邹涛

(广州大学机械与电气工程学院, 广州 510006)

摘要: 自主水下机器人(AUV)的稳定与高精度控制面临环境的外部扰动、内部动态耦合干扰等困难,为了解决AUV在复杂扰动下的平面轨迹跟踪问题,本文提出了一种基于 Huber 函数的非线性模型预测控制(HNMPC)和自适应扩张状态观测器(AESO)的控制算法。针对突变扰动的问题,提出了 HNMPC 方法,Huber 函数提高了稳态时的鲁棒性。采用扩张状态观测器处理 AUV 未知动力学建模和未知扰动的问题;针对扩张状态观测器的峰值现象和振荡问题,提出了自适应扩张状态观测器,减少了初始状态的峰值并提高了稳态精度。本文提出的算法在 Gazebo 仿真平台进行验证,实验表明,在模拟洋流干扰下的正弦轨迹跟踪任务中,本文提出的算法比 NMPC + ESO 算法在纵荡、横荡和偏航方向上的积分绝对误差分别减少了 41%、35.09%、40.78%,并通过与 PID 算法和 NMPC 算法比较体现了算法的优势。最后搭建了水池实验方案,所提出的算法比 NMPC + ESO 算法在纵荡、横荡和偏航方向上的积分绝对误差分别减少了 41.22%、35.54%、0.79%,说明了本文算法在实际环境中的有效性。

关键词: 自主水下机器人; 轨迹跟踪; 非线性模型预测控制; 扩张状态观测器; Huber 函数

中图分类号: TP273; TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)19-0073-08

OSID:



Adaptive Trajectory Tracking Control of AUV Based on Huber-function-focused Nonlinear Model Predictive Control

Li Zhifu Huang Hao Ye Wei Zou Tao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Achieving stable and high-precision motion control of autonomous underwater vehicles (AUVs) faces severe challenges such as complex external environmental disturbances and internal dynamic coupling interference. To solve the horizontal planar trajectory tracking problem of AUVs under these complex disturbances, a novel joint control algorithm was proposed based on Huber-function-focused nonlinear model predictive control (HNMPC) and an adaptive extended state observer (AESO). Addressing the critical issue of sudden mutational disturbances, the HNMPC method was developed, where the introduced Huber penalty function effectively enhanced the system robustness at steady state. Meanwhile, an extended state observer (ESO) was employed to actively handle the unmodeled dynamics and unknown lumped disturbances of the AUV. To effectively mitigate the peaking phenomenon and high-frequency oscillations inherent in traditional ESOs, the AESO was proposed, which successfully reduced the initial state transient peaks and improved steady-state control precision. The performance of the proposed algorithm was firstly validated within the Gazebo simulation platform. Simulation results in a complex sinusoidal trajectory tracking task under simulated ocean current disturbances demonstrated that the proposed algorithm reduced the integral absolute error (IAE) in the surge, sway, and yaw directions by 41%, 35.09%, and 40.78%, respectively, compared with the NMPC + ESO algorithm; its advantages were further demonstrated through comparative evaluations with traditional PID and standard NMPC algorithms. Finally, a physical pool experiment platform was established for real-world validation. The experimental results showed that the proposed algorithm reduced the IAE in the surge, sway, and yaw directions by 41.22%, 35.54%, and 0.79%, respectively, compared with the NMPC + ESO algorithm, thoroughly validating the effectiveness and practical applicability of the proposed method in

收稿日期: 2026-05-25 修回日期: 2026-06-04

基金项目: 广州市科技计划项目(2025A03J3136)和国家自然科学基金项目(62573145)

作者简介: 李致富(1981—),男,教授,博士,主要从事智能机器人、智能装备与系统研究,E-mail: aulzf@gzhu.edu.cn

real-world environments.

Key words: autonomous underwater vehicle (AUV); trajectory tracking; nonlinear model predictive control; extended state observer; Huber function

0 引言

海洋覆盖了地球表面积的约 71%,是人类可持续发展的巨大资源宝库,而建设海洋强国战略^[1]迫切需要开发海洋。自主水下机器人(AUV)作为人类探索、开发和保护海洋的重要工具,其战略意义日益凸显^[2]。在复杂水下作业方面,水下机器人是替代潜水员进行高危作业的唯一选择。无论是深海油气管道的巡检与维修^[3]、海底光缆的铺设^[4],还是沉船搜救与打捞^[5],水下机器人凭借其搭载的高精度机械手和观测设备,能够在人类无法企及的深度完成精细化操作,显著降低了作业风险与成本^[6]。

AUV 的稳定与高精度控制面临着多重严峻挑战^[7-12]:AUV 具有复杂的流体动力学特性,要建立一个能够精确描述 AUV 行为的数学模型非常困难;AUV 在六自由度空间中的运动,会产生强烈的内部动态耦合干扰;复杂多变的海洋环境带来的强烈外部扰动(如洋流、波浪)。针对 AUV 轨迹跟踪与抗扰控制,国内外学者开展了广泛研究,主要形成了以下几类技术路线:一是数据驱动与智能控制领域^[13-15]。此类方法严重依赖大量离线训练或高昂的在线计算资源。由于其“黑盒”特性,当 AUV 遭遇训练集之外的脉冲型极端干扰(如洋流剧变、碰撞等)时,系统泛化能力受限,极易出现不可预测的性能骤降。二是观测器与传统控制的复合策略领域^[16-20]。此类方法虽不依赖数据训练,但干扰观测器(DOB)对标称数学模型的精确度要求较高;同时,传统扩张状态观测器(ESO)在固定增益下固有的“峰值现象”易导致控制指令瞬间饱和,且在稳态时易受传感器噪声干扰引发系统振荡。三是模型预测控制(MPC)领域^[21-27]。传统的 NMPC 存在能量消耗、推进器饱和和约束和突变扰动问题,并且 NMPC 策略对模型精度具有较高的依赖性,一旦系统模型不够精确,或存在未建模的动态和外部扰动,控制性能就会急剧下降^[28-29]。此外,AUV 水下会遭遇难以预测的扰动突变,表现为阶跃或脉冲型干扰,主要源于洋流剧变、噪声、物理碰撞及推进器失效等内外部突发状况。ESO^[30]是一种实时估计并补偿集总扰动的方法,然而 ESO 固定参数下会出现峰值现象和传感器噪声导致的振荡问题。

本文针对突变噪声和突变扰动的问题,提出 HNMPCC 方法。对于 HNMPCC 建模不精确和难以处

理扰动的问题,采用扩张状态观测器补偿输出,针对扩张状态观测器的峰值现象和振荡问题,提出自适应扩张状态观测器,以减少初始状态的峰值和提高稳态精度。

1 AUV 建模

本文研究的 AUV 属于全驱动 AUV,它可以进行 6 个自由度的运动。本文集中于研究 AUV 在受到洋流干扰和未建模未知部分的情况下的平面运动,如图 1 所示,它的运动学和动力学模型可以表示为

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\eta_{yaw})v(t) \\ M\dot{v}(t) + C(v)v(t) + D(v)v(t) + d = \tau \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$J(\eta_{yaw}) = \begin{bmatrix} \cos\eta_{yaw} & -\sin\eta_{yaw} & 0 \\ \sin\eta_{yaw} & \cos\eta_{yaw} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
$$D = \begin{bmatrix} X_u + X_{u|u}|u| & 0 & 0 \\ 0 & Y_v + Y_{v|r}|r| & 0 \\ 0 & 0 & N_r + N_{r|r}|w| \end{bmatrix}$$
$$M = \begin{bmatrix} m - X_{\ddot{u}} & 0 & 0 \\ 0 & m - Y_{\ddot{v}} & 0 \\ 0 & 0 & I_{zz} - N_{\ddot{r}} \end{bmatrix}$$
$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -mv + Y_{\dot{v}}r \\ 0 & 0 & mu - X_{\dot{u}}u \\ mv - Y_{\dot{v}}r & -mu + X_{\dot{u}}u & 0 \end{bmatrix}$$
$$\eta = [\eta_x, \eta_y, \eta_{yaw}]^T \in \mathbf{R}^3$$
$$v = [u, r, w]^T \in \mathbf{R}^3$$
$$\dot{v} = [\dot{u}, \dot{r}, \dot{w}]^T \in \mathbf{R}^3$$
$$\tau = [\tau_1, \tau_2, \tau_3]^T \in \mathbf{R}^3$$

- 式中 $\dot{\eta}$ ——固定坐标系下的位姿速度向量
 $\eta_x, \eta_y, \eta_{yaw}$ ——固定坐标系下的纵荡位置、横荡位置、偏航角
 v ——体坐标系中的速度矢量
 m ——机体质量
 u, r, w ——体坐标系中的纵向速度、横向速度、绕垂直轴(z 轴)的转动角速度
 τ ——系统控制量(力或力矩)
 d ——海流等外部环境产生的复杂干扰力
 M ——惯性矩阵
 C ——科氏矩阵
 D ——阻尼矩阵

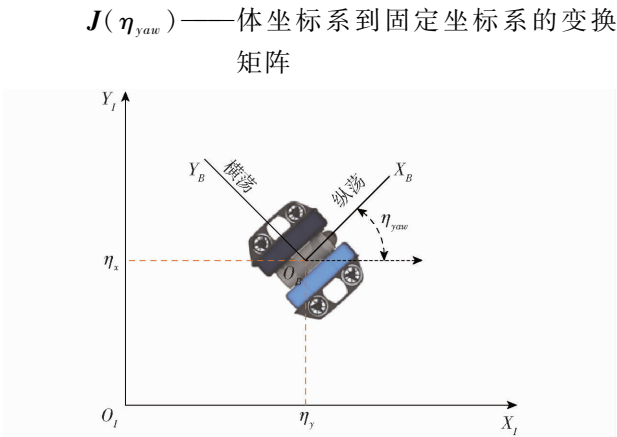


图 1 AUV 的运动学与动力学建模

Fig. 1 Kinematics and dynamics modeling of AUV

假设 1: M 、 C 、 D 未知但有界, 定义 AUV 的轨迹跟踪误差向量为

$$\mathbf{e}_T(t) = \boldsymbol{\eta}_r(t) - \boldsymbol{\eta}(t) \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{\eta}_r(t)$ ——预设的参考轨迹目标值

$\mathbf{e}_T(t)$ ——纵荡、横荡和偏航角误差向量

为简化模型, 引入状态变换变量 $\boldsymbol{\omega}(t) = \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{v}(t)$, 定义 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}) = \check{\mathbf{C}}(\mathbf{v})\boldsymbol{\omega}(t) + \check{\mathbf{D}}(\mathbf{v})\boldsymbol{\omega}(t) + \check{\mathbf{d}}, \boldsymbol{\xi}$ 为系统组合状态向量。基于该变换, 可将原始 AUV 运动学与动力学模型重构为二阶状态空间形式

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\eta}}(t) = \boldsymbol{\omega}(t) \\ \dot{\boldsymbol{\omega}}(t) = \mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}) + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{M}^{-1}\boldsymbol{\tau} \end{cases} \quad (3)$$

假设 2: 定义 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi})$ 及其随时间的变化率 $\dot{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\xi})$ 均为有界的连续函数。即非负常数 γ_f 与 $\gamma_{\dot{f}}$, 使得 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}) \leq \gamma_f, \dot{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\xi}) \leq \gamma_{\dot{f}}$ 始终成立。

2 控制器设计

本文的算法如图 2 所示, 由 HNMPCC 和 AESO 两部分组成。其中, HNMPCC 输入 AUV 的状态, 进行模型预测、优化求解和滚动时域, 求解出待补偿的输出。AESO 输入 AUV 的状态, 将外部的未知扰动和内部系统的未知部分估计为一个总扰动, 然后补偿到 HNMPCC 的输出中。

2.1 HNMPCC 设计

为了确保机器人在水平面内能够实现高精度且实时的轨迹追踪, 本研究将追踪任务建模为一个受约束的动态优化问题。在非线性模型预测控制 (NMPC) 框架下, 通过构造二次型代价函数来量化参考状态与预测状态之间的偏差。随后, 利用数值算法最小化该函数以获得最优控制序列。在第 k 采样时刻, 定义的预测时域内的二次目标函数为

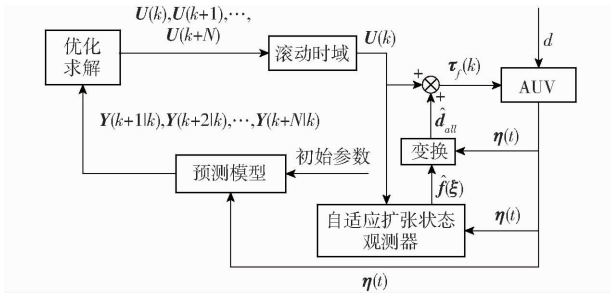


图 2 HNMPCC + 自适应 ESO 总体结构

Fig. 2 Overall structure of HNMPCC with adaptive ESO

$$\mathbf{J}_c = \sum_{i=0}^{N-1} [\mathbf{H}_1(\mathbf{X}_p(k+i) - \mathbf{X}_r(k+i))^T \mathbf{Q} \mathbf{H}_1(\mathbf{X}_p(k+i) - \mathbf{X}_r(k+i)) + \mathbf{U}(k+i)^T \mathbf{R} \mathbf{U}(k+i)] + \mathbf{H}_1(\mathbf{X}_p(k+N) - \mathbf{X}_r(k+N))^T \mathbf{Q}_f \mathbf{H}_1(\mathbf{X}_p(k+N) - \mathbf{X}_r(k+N)) \quad (4)$$

其中

$$\mathbf{H}_1(\mathbf{e}_L) = \begin{cases} \delta \left(|\mathbf{e}_L| - \frac{1}{2} \delta \right) & (|\mathbf{e}_L| > \delta \text{ 且 } Z_k = 1) \\ \frac{1}{2} \mathbf{e}_L^2 & (\text{其他}) \end{cases}$$

$$Z_k = \begin{cases} 1 & (\mu_{e,k} < \gamma_\mu \text{ 且 } \sigma_{e,k}^2 < \gamma_\sigma) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}$$

$$\mu_{e,k} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k |e_i|$$

$$\sigma_{e,k}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k (e_i - \bar{e}_k)^2$$

式中 $\mathbf{J}_c$ ——需要最小化的代价函数

$\mathbf{X}_p(k+i), \mathbf{X}_r(k+i)$ ——预测状态向量、参考轨迹状态向量

$\mathbf{U}(k+i)$ ——控制输入序列

$\mathbf{Q}, \mathbf{R}, \mathbf{Q}_f$ ——状态偏差、控制能量、终端误差的惩罚项

$\mathbf{H}_1(\cdot)$ ——带条件的 Huber 函数

$e_L, e_i, \bar{e}_k$ ——总误差、单通道误差、单通道平均误差

Z_k ——判断函数, 根据过去的 N 个误差的均值和方差判断是否处于稳态

$\mu_{e,k}$ ——均值指标, 用于指示过去误差均值

$\sigma_{e,k}^2$ ——方差指标, 用于指示过去误差方差

$\gamma_\mu, \gamma_\sigma$ ——判断阈值

δ ——Huber 函数在 MSE 与线性损失之间切换的误差阈值

2.2 扩张状态观测器

为了提升 HNMPCC 控制器的精度, 控制器需要一个观测器来获取未知扰动的估计值。令 $\mathbf{x}_1$ 为 AUV 固定坐标系下位置 $\boldsymbol{\eta}(t)$, $\mathbf{x}_2$ 为状态变换变量 $\boldsymbol{\omega}(t)$, $\mathbf{x}_3$ 为系统内部和外部扰动中未建模部分 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi})$ 。可以将式加入扩张状态量 $\mathbf{x}_3$ 并改写成

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{x}_2 \\ \dot{\mathbf{x}}_2 = \mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}) + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{M}^{-1}\boldsymbol{\tau} \\ \dot{\mathbf{x}}_3 = \dot{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\xi}) \end{cases} \quad (5)$$

针对扩张后的新系统,令 $\mathbf{e}_1$ 为 $\mathbf{z}_1$ 与 $\boldsymbol{\eta}(t)$ 的误差, $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3$ 分别为 AUV 固定坐标系下位置 $\boldsymbol{\eta}(t)$ 、状态变换变量 $\boldsymbol{\omega}(t)$ 、系统内部和外部扰动中未建模部分 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi})$ 的估计值,它们的导数表述为 $\dot{\mathbf{z}}_1, \dot{\mathbf{z}}_2, \dot{\mathbf{z}}_3$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 为需要调节的参数。传统的 ESO 表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{e}_1 = \mathbf{z}_1 - \boldsymbol{\eta}(t) \\ \dot{\mathbf{z}}_1 = \mathbf{z}_2 - \beta_1 \mathbf{e}_1 \\ \dot{\mathbf{z}}_2 = \mathbf{z}_3 - \beta_2 \mathbf{e}_1 + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{M}^{-1}\boldsymbol{\tau} \\ \dot{\mathbf{z}}_3 = -\beta_3 \mathbf{e}_1 \end{cases} \quad (6)$$

然而,在 $\mathbf{e}_1$ 趋向于 0 的时候,观测器噪声会导致 $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3$ 产生振荡,传统的固定参数 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 无法解决这个问题,因为参数过大会放大振荡,过小的参数会导致前期收敛慢而且遇到较大的干扰变化会难以跟踪,因此,在 ESO 前期的时候较大参数保证收敛的速度,参数收敛进入振荡区域的时候要迅速降低到某个范围,本文提出了变化函数 $\mathbf{F}(\mathbf{e})$ 来解决以上问题,形式为

$$\mathbf{F}(\mathbf{e}) = \begin{cases} \frac{\mathbf{F}(\delta_0)}{\delta_0} \mathbf{e} & (|\mathbf{e}| < \delta_0) \\ \text{sign}(\mathbf{e}) \left[k + (1-k) \left(\frac{|\mathbf{e}|}{\delta} \right)^n \right] & (\delta_0 \leq |\mathbf{e}| < \delta) \\ \text{sign}(\mathbf{e}) & (|\mathbf{e}| \geq \delta) \end{cases} \quad (7)$$

式中 δ ——决定线性区间的因子
 n ——斜率因子,决定了在区间 $[0, \delta]$ 内函数上升的曲率
 k ——决定函数在 $e=0$ 处的初始输出值的因子

其中, $\mathbf{F}(\delta_0)$ 是 $\text{sign}(\mathbf{e}) \left[k + (1-k) \left(\frac{|\mathbf{e}|}{\delta} \right)^n \right]$ 在 $\mathbf{e} = \delta_0$ 的值,加入变化函数改进后的 ESO 形式为

$$\begin{cases} \mathbf{e}_1 = \mathbf{z}_1 - \boldsymbol{\eta}(t) \\ \dot{\mathbf{z}}_1 = \mathbf{z}_2 - \beta_1 \mathbf{e}_1 \\ \dot{\mathbf{z}}_2 = \mathbf{z}_3 - \beta_2 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1) + \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{M}^{-1}\boldsymbol{\tau} \\ \dot{\mathbf{z}}_3 = -\beta_3 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1) \end{cases} \quad (8)$$

为了简化引入变量 $\hat{\mathbf{d}}_{all}$, 其与 $\mathbf{f}(\boldsymbol{\xi})$ 的估计值 $\hat{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\xi})$ 的关系为

$$\hat{\mathbf{d}}_{all} = -\mathbf{M}(\mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})^{-1}\hat{\mathbf{f}}(\boldsymbol{\xi}) - \mathbf{J}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})^{-1}\dot{\mathbf{J}}(\boldsymbol{\eta}_{yaw})\mathbf{v})$$

最后,加上 ESO 用于估计未知扰动后,系统的

总控制量 $\boldsymbol{\tau}_f(k)$ 为

$$\boldsymbol{\tau}_f(k) = \boldsymbol{\tau}(k) + \hat{\mathbf{d}}_{all} \quad (9)$$

2.3 改进扩张状态观测器稳定性证明

令 $\mathbf{e}_1(t) = \mathbf{z}_1(t) - \mathbf{x}_1(t)$, $\mathbf{e}_2(t) = \mathbf{z}_2(t) - \mathbf{x}_2(t)$, $\mathbf{e}_3(t) = \mathbf{z}_3(t) - \mathbf{x}_3(t)$, 结合式(5)、(8), 系统的误差动态方程可以写成

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{e}}_1 = \mathbf{e}_2 - \beta_1 \mathbf{e}_1 \\ \dot{\mathbf{e}}_2 = \mathbf{e}_3 - \beta_2 \mathbf{F}(\boldsymbol{\xi}) \\ \dot{\mathbf{e}}_3 = \mathbf{f}(\boldsymbol{\xi}) - \beta_3 \mathbf{F}(\boldsymbol{\xi}) \end{cases} \quad (10)$$

误差动态方程转化为

$$\dot{\mathbf{e}}(t) = -\mathbf{A}(\mathbf{e}(t))\mathbf{e}(t) \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{A}(\mathbf{e}(t)) = \begin{bmatrix} \beta_1 & -1 & 0 \\ \frac{\beta_2 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} & 0 & -1 \\ \frac{\beta_3 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

显然 $\frac{\beta_2 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)}$ 和 $\frac{\beta_3 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)}$ 都大于 0 且有界, 当满足 $\frac{\beta_1 \beta_2 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} - \frac{\beta_3 \mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} > 0$ 时, 可以得到一个主对角线元素均大于 0 的矩阵 $\mathbf{D}$, 形式为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & h(\mathbf{e}_1(t)) + \delta_1 & -\gamma \\ -h(\mathbf{e}_1(t)) - \delta_1 & \gamma & g(\mathbf{e}_1(t)) + \delta_2 \\ \gamma & -g(\mathbf{e}_1(t)) - \delta_2 & \gamma \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} h(\mathbf{e}_1(t)) &= \frac{\beta_2 \frac{\mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)}}{\beta_1 \beta_2 \frac{\mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} - \beta_3 \frac{\mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)}} \\ g(\mathbf{e}_1(t)) &= \frac{1}{\beta_1 \beta_2 \frac{\mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)} - \beta_3 \frac{\mathbf{F}(\mathbf{e}_1)}{\mathbf{e}_1(t)}} \end{aligned}$$

使矩阵 $\mathbf{DA}(\mathbf{e}(t))$ 为正定对称矩阵, 其中 $\gamma, \delta_2, \delta_1$ 都是充分小的正数。

对式(11)取李雅普诺夫函数

$$\begin{aligned} V(t) &= \int_0^t (\mathbf{DA}(\mathbf{e}(\tau))\mathbf{e}(\tau), \dot{\mathbf{e}}(\tau)) d\tau + C = \\ &= \int_0^t \{ -(\beta_1 \mathbf{e}_1(\tau) - \mathbf{e}_2(\tau))^2 - \\ &\quad \gamma [\beta_2 \mathbf{F}(\beta_2 \mathbf{e}_1(\tau)) - \mathbf{e}_3(\tau)]^2 - \\ &\quad \gamma [\beta_3 \mathbf{F}(\beta_3 \mathbf{e}_1(\tau)) + \mathbf{f}(\boldsymbol{\xi})]^2 \} d\tau + C \end{aligned} \quad (13)$$

在时间尺度 $t > 0$ 内, 设定积分常数 C 为足够大的正实数。考察式(11)所描述平衡点的邻域性质, 鉴于 $V(t)$ 表达式中首项积分号内的函数项具备有界性特征, 通过选取足够大的 C 值可确保 Lyapunov

函数 $V(t)$ 在定义域内始终保持正定性。对其关于时间 t 求导运算, 可得

$$\begin{aligned}\dot{V}(t) = & -(\beta e_1(t) - e_2(t))^2 - \\ & \gamma [\beta_2 F(\beta_2 e_1(t)) - e_3(t)]^2 - \\ & \gamma [\beta_3 F(\beta_3 e_1(t)) + f(\xi)]^2 \leq 0\end{aligned}\tag{14}$$

当且仅当式 (11) 为零解时等号成立, 因此式 (11) 在平衡点附近具有李雅普诺夫意义下的稳定性。

3 实验结果

使用 Gazebo 对提出的 HNMPC + AESO 算法进行仿真验证, 为了验证提出算法的有效性, 进行了 PID、NMPC、NMPC + ESO、HNMPC + AESO 的随机洋流干扰下的正弦轨迹跟踪对比实验。Gazebo 基于 UUV_simulator 水下机器人仿真包搭建仿真环境, 其为 ROS 框架下开发的水下环境, 时间步长为 1 ms, 它可以模拟洋流环境, 传感器噪声, 水动力系数的影响, 机体的重心与各部件的受力等, 环境设计的参数如表 1 所示。

表 1 Gazebo 环境设定
Tab.1 Gazebo environment setup

参数	数值	描述
$X_{\dot{u}}/\text{kg}$	-5.500	附加质量
$X_u/(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	-4.30	线性阻尼项
$X_{u u }/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-1})$	-18.18	二阶阻尼项
$Y_{\dot{v}}/\text{kg}$	-12.700	附加质量
$Y_v/(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	-6.22	线性阻尼项
$Y_{v v }/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-1})$	-21.66	二阶阻尼项
$N_{\dot{r}}/\text{kg}$	-0.120	附加质量
$N_r/(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	-0.07	线性阻尼项
$N_{r r }/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-1})$	-1.55	二阶阻尼项
$I_{zz}/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	0.26	转动惯量
m/kg	11.543	机体质量

为了模拟海洋环境, 本文给 Gazebo 环境设置了一个方向为 x 轴正方向上的洋流干扰洋流的力作用于 AUV 的质心, 水下环境的洋流速度如图 3 所示。

算法的好坏一般用积分绝对误差 (IAE) 检验, 为了验证本文提出算法的有效性, 设计了正弦轨迹跟踪实验, 其中正弦轨迹的表达式为

$$\begin{cases}x(t) = x_0 + 0.03t \\ y(t) = y_0 + \cos(0.03t)\end{cases}\tag{15}$$

其中, 初始点位置 $\eta_0 = (x_0, y_0)$, x_0 和 y_0 分别设置为 24.5 m 和 0.5 m, 图 4a、4b、4c 是 PID、NMPC、NMPC + ESO、HNMPC + AESO 的随机洋流干扰下的正弦轨迹跟踪的各个方向上的误差曲线, 可以看到 HNMPC + AESO 比 NMPC + ESO 稳态的时候精度更高, 这是因

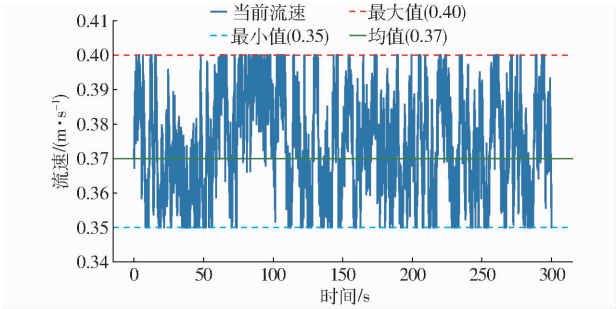


图 3 Gazebo 水下环境的洋流速度
Fig.3 Ocean current velocity in Gazebo underwater environment

为在进入稳态的时候, 误差由于传感器噪声、洋流扰动等原因会在一个小的范围内振荡, 更小的带宽能够减弱这种噪声的影响, 但是传统的 ESO 无法兼顾动态变化时的高带宽和稳态时的小带宽, 因此只能选择一个折中的方案。本文因此加入了变化函数 $F(e)$, 改进 ESO 在误差大的时候能够获得更高的带宽, 在小误差的时候使用更小的带宽, 在图 4e 实验图像上表现出动态大误差的时候更快的收敛速度和稳态的时候更高的精度。并且可以看到因为环境的偏航角 η_{yaw} 比较敏感, 较小的力矩就能产生较大的误差, NMPC + ESO 算法的误差更大。另外通过对比 PID 和 MPC 可以发现 HNMPC + AESO 的算法也有较大提升, 并且因为没有 ESO 的扰动估计补偿 HNMPC 会导致 HNMPC 建模与实际环境存在较大的误差, 从而导致比较差的跟踪效果。观察图 4f 可以发现 Huber 函数在含有突变噪声和突变干扰的情况下有很好的处理效果, 针对误差的抖动表现平滑, 相比 MSE 在突变处减少约 25%, MAE 则抖动明显, 说明了 Huber 函数能提高 HNMPC 的鲁棒性。图 4g、4h、4i 是 AUV 轨迹跟踪时纵荡、横荡和偏航方向上的力和力矩输出图像。可以发现在稳态的时候各个算法输出的力和力矩都比较平稳, 但在刚开始动态响应即存在较大误差的时候 HNMPC + AESO 算法比 NMPC + ESO 算法响应更快速, 幅度也更大一点, 这是因为本文提出的 HNMPC + AESO 算法中 AESO 模块估计更快更准确, 使得 MPC 算法要补偿得更多一些, 此外可以结合上面的误差图观察到误差收敛得更快更小, 验证了 HNMPC + AESO 算法的有效性。图 4j 是各个 MPC 算法的计算时间对比图, 此外, 这个计算时间是从 MPC 优化求解到实际 AUV 接收到信号的总时间, 实际 MPC 求解时间更短一些。可以看出计算时间大部分都在 0.1 s 左右或小于 0.1 s, 因此实际求解时间满足轨迹跟踪实时性要求。

通过表 2 的数据可以看到 HNMPC + AESO 比

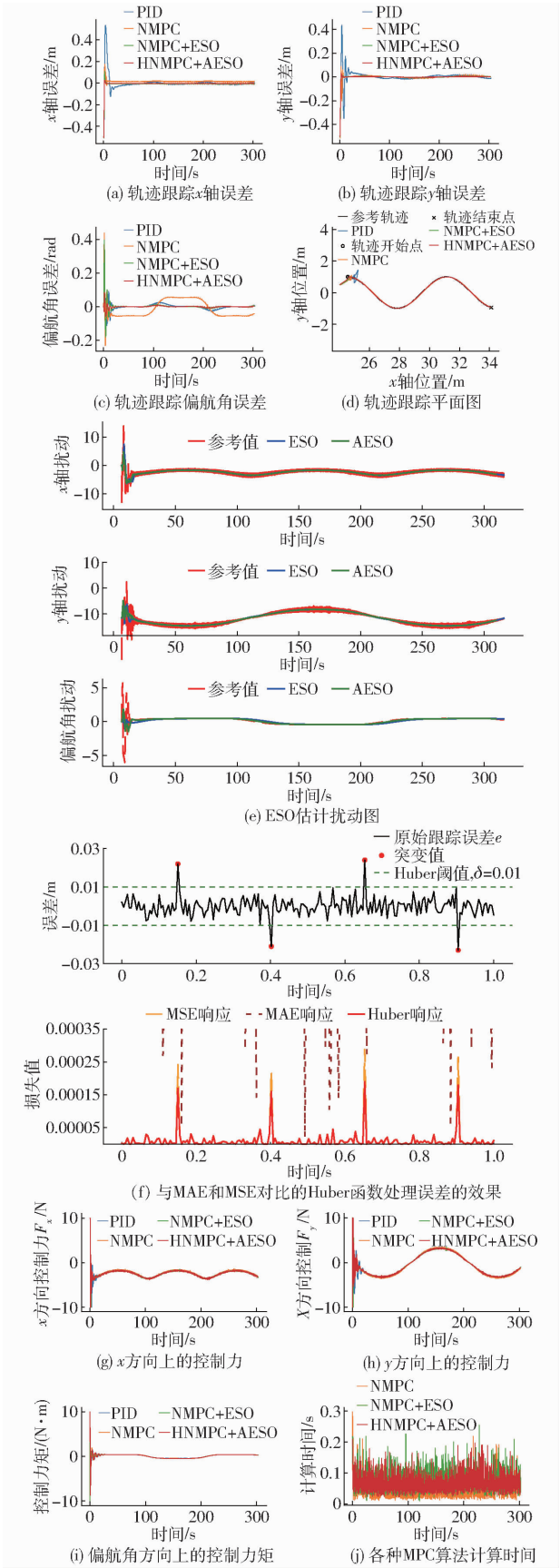


图4 AUV在随机洋流干扰下的正弦轨迹跟踪结果

Fig.4 Sinusoidal trajectory tracking of AUV under random ocean current disturbances

NMPC + ESO 各个方向上的 IAE 值分别减少了 41%、35.09%、40.78%，更直观体现了本文提出算

法的有效性。

表 2 正弦轨迹跟踪的 IAE 值

Tab.2 IAE values for straight-line trajectory tracking

方法	e_x	e_y	e_{yaw}
PID	6.46	6.52	2.71
NMPC	5.36	2.65	15.31
NMPC + ESO	2.19	1.71	1.79
HNMPC + AESO	1.29	1.11	1.06

4 实物实验

本文采用 400 cm × 300 cm × 75 cm 规格的水池，AUV 通过电缆与电力载波连接，电力载波通过网线与 PC 连接，室内装有 3 个超宽带定位传感器（UWB）用于 AUV 的定位与速度测定。实验平台整体如图 5 所示。

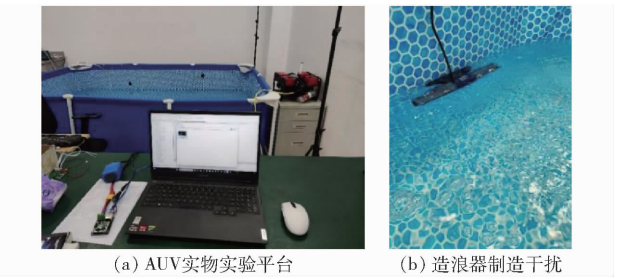


图5 AUV水池实验平台

Fig.5 AUV pool experimental platform

由于水池大小的限制，本文采用了半个正弦的参考轨迹，轨迹为

$$\begin{cases} x_{ref}(t) = 1.0 + \cos\left(-\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{30}t\right) \\ y_{ref}(t) = 1.5 + \sin\left(-\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{30}t\right) \end{cases} \quad (16)$$

其中， $x_{ref}(t)$ 和 $y_{ref}(t)$ 是要跟踪的 x 轴和 y 轴参考坐标，偏航角被设定为跟踪固定的角度，实验测试时使用中山市意纳斯精密模具制造有限公司生产的 SQG-V10 型造浪泵，尺寸为 33 cm × 10 cm × 4 cm，流量为 20 000 L/h，使用造浪模式挡位输出恒定流速水流模拟洋流，放置位置位于水池左边中间。

实验结果如表 3 和图 6 所示，结果说明本文算法能够实现轨迹跟踪的任务。由于本文使用的 IMU 硬件成本较低，结构简单，累计误差影响比较大，偏

表 3 实物实验轨迹跟踪的 IAE 值

Tab.3 IAE value of physical experimental trajectory tracking

方法	e_x	e_y	e_{yaw}
PID	3.91	6.45	48.97
NMPC + ESO	2.64	2.79	48.86
HNMPC + AESO	1.55	1.80	48.47

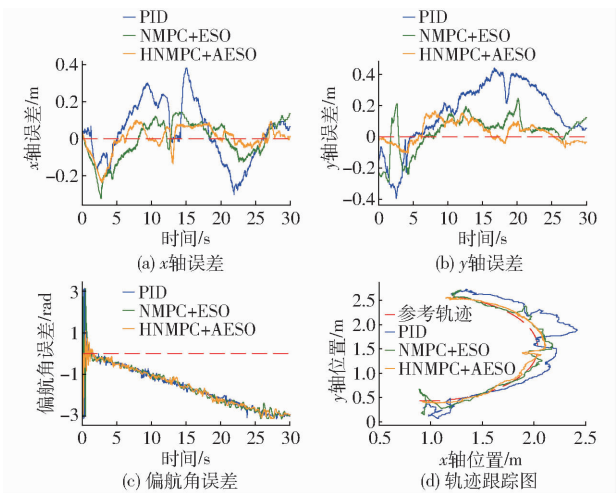


图 6 AUV 水池实验结果
Fig. 6 Results of AUV tank experiment

航角误差不可避免地持续增大。如表 3 和图 6 所示,实验说明 HNMPC + AESO 比 NMPC + ESO 更加稳定, x 轴、 y 轴、偏航角的 IAE 分别减少了

41.22%、35.54%、0.79%,而且要远比 PID 误差更小,验证了本文提出算法的有效性。

5 结束语

本文采用 Huber 非线性模型预测控制算法加上自适应扩张状态观测器 (AESO) 组成了轨迹跟踪的控制器,并且考虑电机转速的限制对控制量进行了约束。针对突变扰动的问题,引用了 Huber 函数,增强了稳态时的鲁棒性。针对 AUV 在未知扰动下的轨迹跟踪任务,提出了 AESO 来提升控制的精度,并且对于改进的 ESO 给出了稳定性证明。在 Gazebo 环境中验证了 HNMPC + AESO 算法相对于 NMPC + ESO 算法拥有更小的误差和更快的收敛速度,对于纵荡、横荡和偏航方向的 IAE 分别减少了 41%、35.09%、40.78%。搭建了 AUV 实物验证平台并且成功在实物上验证了算法的有效性,IAE 分别减少了 41.22%、35.54%、0.79%。

参 考 文 献

[1] 吴正杰,马劲韬,胡求光. 海洋强国战略对渔业经济高质量发展的影响研究;以中国沿海地区为例[J]. 海洋开发与管理, 2024,41(11):30-44.
Wu Zhengjie, Ma Jingtao, Hu Qiuguang. The impact of maritime power strategy on high quality development of fishery economy;taking China's coastal areas as an example[J]. Ocean Development and Management, 2024,41(11):30-44. (in Chinese)

[2] 周焕银,朱睿鹏,刘金生. 渔业水下机器人研究综述[J]. 农业机械学报,2025,56(10):20-35.
Zhou Huanyin, Zhu Ruipeng, Liu Jinsheng. Research review on underwater robotics in fisheries[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(10):20-35. (in Chinese)

[3] Bobkov V, Shupikova A, Inzartsev A. Recognition and tracking of an underwater pipeline from stereo images during AUV-based inspection[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(10): 2002.

[4] Feng H, Yu J, Huang Y, et al. Automatic tracking method for submarine cables and pipelines of AUV based on side scan sonar[J]. Ocean Engineering, 2023, 280: 114689.

[5] Qin H, Zhou N, Han S, et al. An environment information-driven online bi-level path planning algorithm for underwater search and rescue AUV[J]. Ocean Engineering, 2024, 296: 116949.

[6] Wibisono A, Piran M J, Song H K, et al. A survey on unmanned underwater vehicles: challenges, enabling technologies, and future research directions[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7321.

[7] Li D, Du L. Auv trajectory tracking models and control strategies; a review[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(9): 1020.

[8] Dai X, Xu H, Ma H, et al. Dual closed loop AUV trajectory tracking control based on finite time and state observer[J]. Math. Biosci. Eng. , 2022, 19(11): 11086-11113.

[9] Yan Z, Yan J, Cai S, et al. Robust MPC-based trajectory tracking of autonomous underwater vehicles with model uncertainty[J]. Ocean Engineering, 2023, 286: 115617.

[10] 马洪潮,戴晓强,陆震,等. 基于 RBF 神经网络的 AUV 自适应动态积分滑模轨迹跟踪[J]. 火力与指挥控制, 2022 (12):65-71.
Ma Hongchao, Dai Xiaoqiang, Lu Zhen, et al. Adaptive dynamic integral sliding mode trajectory tracking of AUV based on RBF neural network[J]. Fire Control & Command Control, 2022(12):65-71. (in Chinese)

[11] Du P, Yang W, Chen Y, et al. Improved indirect adaptive line-of-sight guidance law for path following of under-actuated AUV subject to big ocean currents[J]. Ocean Engineering, 2023, 281: 114729.

[12] Chaffre T, Wheare J, Lammas A, et al. Sim-to-real transfer of adaptive control parameters for AUV stabilisation under current disturbance[J]. The International Journal of Robotics Research, 2025, 44(3): 407-430.

[13] Hadi B, Khosravi A, Sarhadi P. Deep reinforcement learning for adaptive path planning and control of an autonomous underwater vehicle[J]. Applied Ocean Research, 2022, 129: 103326.

[14] Liu T, Zhao J, Huang J, et al. Research on model predictive control of autonomous underwater vehicle based on physics

- informed neural network modeling[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 304: 117844.
- [15] Bingul Z, Gul K. Intelligent-PID with PD feedforward trajectory tracking control of an autonomous underwater vehicle[J]. *Machines*, 2023, 11(2): 300.
- [16] Weng T, Li Z. Trajectory tracking control for AUV based on IMADRC – SMC[C]//2025 44th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2025: 3392 – 3397.
- [17] Luo W, Liu S. Disturbance observer based nonsingular fast terminal sliding mode control of underactuated AUV[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 279: 114553.
- [18] Liu H, Li L, Tian X, et al. Distributed robust predefined-time sliding mode control for AUV-USV heterogeneous multi-agent systems based on memory event-triggered mechanism under input saturation[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(8): 1428.
- [19] Feng Z, Liu H, Tian X, et al. Predefined time optimal control for underactuated AUVs based on 3D cooperative game obstacle avoidance without target points[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2025, 113(14): 18413 – 18438.
- [20] Li B, Gao X, Huang H, et al. Improved adaptive twisting sliding mode control for trajectory tracking of an AUV subject to uncertainties[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 297: 116204.
- [21] 边有钢,张俊杰,李崇康,等. 多 AUV 分布式模型预测深度和纵向速度控制[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2022, 49(6): 45 – 54.
- Bian Yougang, Zhang Junjie, Li Chongkang, et al. Distributed model predictive depth and surge velocity control of multiple autonomous underwater vehicles[J]. *J. Hunan Univ. (Nat. Sci.)*, 2022, 49: 45 – 54. (in Chinese)
- [22] Bao H, Zhu H. Modeling and trajectory tracking model predictive control novel method of AUV based on CFD data[J]. *Sensors*, 2022, 22(11): 4234.
- [23] Deng S Y, Hao L Y, Shen C. Autonomous underwater vehicle (AUV) motion design: integrated path planning and trajectory tracking based on model predictive control (MPC)[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(9): 1655.
- [24] Jia Z, Lu H, Li S, et al. Distributed dynamic rendezvous control of the AUV – USV joint system with practical disturbance compensations using model predictive control[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 258: 111268.
- [25] 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*, 2023, 20(4): 5647 – 5657.
- [26] Wang L, Xu X, Han B, et al. Multiple autonomous underwater vehicle formation obstacle avoidance control using event-triggered model predictive control[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(10): 2016.
- [27] Liu T, Zhao J, Huang J. A Gaussian-process-based model predictive control approach for trajectory tracking and obstacle avoidance in autonomous underwater vehicles[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(4): 676.
- [28] Harbi I, Rodriguez J, Liegmann E, et al. Model-predictive control of multilevel inverters: challenges, recent advances, and trends[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(9): 10845 – 10868.
- [29] Jian Z, Yan Z, Lei X, et al. Dynamic control barrier function-based model predictive control to safety-critical obstacle-avoidance of mobile robot[C]//2023 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), 2023: 3679 – 3685.
- [30] Liu L, Liu Y, Zhou L, et al. Cascade ADRC with neural network-based ESO for hypersonic vehicle[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2023, 360(12): 9115 – 9138.