

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03609>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 叶翔, 陈超, 贾建雄, 等. 海洋自主水面船舶跨水域自适应神经控制[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(1): 309–316.

YE X, CHEN C, JIA J X, et al. Adaptive neural control for marine autonomous surface ships in cross-water scenarios[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(1): 309–316 (in Chinese).

海洋自主水面船舶跨水域 自适应神经控制



扫码阅读全文

叶翔¹, 陈超^{*1}, 贾建雄², 陈航²

1 浙江海洋大学 船舶与海运学院, 浙江 舟山 316022

2 中国船级社 浙江分社, 浙江 宁波 430060

摘要: [目的] 针对跨水域场景下海洋自主水面船舶受模型参数不确定和外界环境干扰未知的跟踪控制问题, 提出一种具有指定性能的自适应神经控制方案。[方法] 在反步法设计框架下, 利用神经网络逼近模型参数不确定和未知的外界环境扰动, 构造一种新的指定性能函数, 并结合障碍李雅普诺夫函数来实现跨水域设计的转换, 同时使用动态面控制技术降低系统计算的复杂度, 借助李雅普诺夫理论进行稳定性分析, 证明控制系统内所有信号都是有界的。[结果] 仿真结果表明, 所提控制方案能够解决海洋自主水面船舶跨水域跟踪控制, 且跟踪误差能够满足在离线预定义时间内收敛至给定的约束范围。[结论] 所做研究能够解决船舶的跨水域跟踪控制问题, 为受限水域船舶的跟踪控制提供参考价值, 且具有实际的工程意义。

关键词: 无人船; 海洋自主水面船舶; 神经网络; 自适应神经控制; 障碍李雅普诺夫函数; 跨水域场景

中图分类号: U675.91; U664.82

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03609

0 引言

随着海洋经济的快速发展, 水面船舶的智能化发展受到越来越多的关注。国际海事组织(IMO)2017年在“无人船、智慧船、智能船、自动船”等多种船舶命名的基础上提出了海洋自主水面船舶(marine autonomous surface ships, MASS)的概念^[1]。在此背景下, MASS已成为海洋运输业的一种新趋势, 被广泛应用于各种海上任务^[2]。在工程实践中, MASS的作业水域应是涵盖了开阔水域和受限水域的全水域。相比于开阔水域, 受限水域因水域受限, 必然给MASS自主航行任务带来额外的挑战^[3]。从控制设计的角度看, MASS在受限水域航行面临几个挑战性问题, 例如从开阔水域进入受限水域的跨水域航行问题, 以及模型参数不确定性和外界环境干扰未知的问题。

对于模型参数不确定和外界环境干扰未知的问题, 国内外学者相继提出运用干扰观测器^[4]、扩

张观测器^[5]、模糊逻辑系统^[6]和神经网络^[7]予以处理。焦建芳等^[4]采用一种干扰观测器来精确补偿外界未知干扰, 实现外界未知干扰下的跟踪控制, 但要求船舶模型参数是已知的。为更好地处理上述问题, 沈智鹏等^[5]通过构造扩张观测器(EO)对模型参数不确定和外界环境干扰形成的复合扰动进行实时估计。Li等^[6]在反步法设计框架下利用模糊逻辑系统逼近船舶的非线性动态特性。为实现更好的轨迹跟踪效果, Zhu等^[7]不仅采用神经网络逼近船舶未知非线性项和外界海洋环境干扰, 并且在控制设计中引入性能函数来提高控制精度。上述研究中, 模糊逻辑系统和神经网络具有良好的逼近能力而被广泛应用。

MASS受限水域航行要求其实际轨迹必须满足受限水域的约束^[8], 否则可能会遭遇搁浅, 碰撞等事故。障碍李雅普诺夫函数(barrier Lyapunov function, BLF)^[9-11]和预设性能控制(predetermined performance control, PPC)^[12-13]等方法在处理上述问题

收稿日期: 2023-10-24 修回日期: 2023-11-16 网络首发时间: 2024-04-22 20:15

基金项目: 浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划资助项目(2023C03181); 浙江海洋大学企业行业难题攻关资助项目(1118106412301, 1118106412204)

作者简介: 叶翔, 男, 1998年生, 硕士生。研究方向: 船舶运动与控制。E-mail: xiangye0606@163.com

陈超, 男, 1979年生, 博士, 讲师。研究方向: 船舶仿真模拟, 智能船舶技术。E-mail: chenchaogh@zjou.edu.cn

贾建雄, 男, 1986年生, 硕士, 高级工程师。研究方向: 船舶智能控制。E-mail: jxjia@ccs.org.cn

*通信作者: 陈超

的有效工具。沈智鹏等^[10]提出一种基于时变非对称 BLF 控制方法,有效防止船舶实际轨迹违反受限约束的情况。刘永超等^[11]在反步法设计过程中引入 BLF 方法和有限时间理论提出一种有限时间控制方法,其可保证跟踪误差在有限时间内收敛到有界邻域内。同样地,Bechlioulis 和焦建芳等^[12-13]通过 PPC 方法解决轨迹误差受限的问题,其中焦建芳等^[13]在控制设计中引入低通滤波器来降低控制算法的计算复杂度。尽管文献[9-13]都能成功解决 MASS 的输出约束问题,但上述控制方法也都存在一个隐式假设,即船舶的初始位置必须位于约束范围内。同时,MASS 在跨水域航行过程中存在受限水域约束边界等于实际轨迹的冲突点情况,可能导致控制算法失效。但在 MASS 的实际航行过程中,其必然会从开阔水域驶入受限水域,导致上述隐式假设难以保证。因此,基于 BLF 函数和 PPC 的方法难以直接解决 MASS 跨水域跟踪控制问题。鉴此,为保证 MASS 顺利和安全地完成航行任务,有必要找到一种新的控制设计方法解决跨水域场景下的跟踪控制问题。

基于上述研究,针对跨水域场景下的 MASS 跟踪控制问题,本文将提出一种具有指定性能的自适应神经控制方案,即考虑跨水域场景下 MASS 受模型参数不确定和外界环境干扰未知的情况,采用神经网络逼近模型参数不确定和未知的外界环境干扰,构造一种新的指定性能函数,并结合 BLF 函数解决 MASS 跨水域控制设计冲突问题,以及使用动态面控制技术降低控制算法的计算复杂度。最后,以一艘供给船为对象进行仿真,验证所提控制方案的有效性。

1 船舶数学模型和预备知识

1.1 船舶运动数学模型

研究 MASS 的轨迹跟踪控制问题通常只考虑摇摆、纵荡和横荡这 3 个自由度的运动^[14]。因此,MASS 的三自由度非线性运动数学模型可描述为

$$\begin{aligned} \dot{\eta} &= R(\psi)v \\ M\dot{v} + C(v)v + D(v)v &= \tau + \tau_{\omega} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\eta = [x, y, \psi]^T$, 为大地坐标系下的船舶位置 (x, y) 和艏摇角 ψ ; $v = [u, v, r]^T$, 为随船坐标系下的船舶纵荡、横荡和艏摇角速度; $R(\psi) = [\cos\psi, -\sin\psi, 0; \sin\psi, \cos\psi, 0; 0, 0, 1]$, 为旋转矩阵; $M \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, $C(v) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 和 $D(v) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, 分别为船舶惯性矩阵、科氏力和向心力矩阵及水动力阻尼矩阵; $\tau = [\tau_1, \tau_2, \tau_3]^T$,

为控制器输入 (τ_1, τ_2 和 τ_3 分别为纵荡控制力、横荡控制力和摇摆控制力矩); $\tau_{\omega} = [\tau_{\omega 1}, \tau_{\omega 2}, \tau_{\omega 3}]^T$, 为未知时变环境扰动量。

为实现控制方案的设计,对系统做出以下假设。

假设 1: τ_{ω} 未知但有界,存在一个未知正常数 $\bar{d}_i (i = 1, 2, 3)$, 使得 $\tau_{\omega, i} \leq \bar{d}_i$ 成立。

假设 2: 船舶运动数学模型(式(1))中的参数矩阵 M , $C(v)$ 和 $D(v)$ 是不确定的。

假设 3: 轨迹 $\eta_d = [x_d, y_d, \psi_d]^T$ 及其一阶导数 $\dot{\eta}_d$ 存在且有界, 即 $|\dot{\eta}_{d, i}| < \eta_m < \infty, i = 1, 2, 3$, 其中 η_m 是未知常数。

1.2 预备知识

引理 1^[15]: 对于任意常数 $\omega > 0$ 和 $h \in \mathbf{R}$, 有

$$0 \leq |h| - h \tanh(h/\omega) \leq 0.2785\omega \quad (2)$$

引理 2^[16]: 对于任意实数 $a \in \mathbf{R}$ 和 $b \in \mathbf{R}$, 有

$$ab \leq (d^p/p)|a|^p + (1/d^p q)|b|^q \quad (3)$$

式中, $d > 0$, $p > 1$, $q > 1$, 为常数, 满足 $(q-1)(p-1) = 1$ 。

引理 3^[17-18]: 对于任意给定的连续函数 $F(X)$, 可使用神经网络按照式(4)的形式予以逼近, 即

$$F(X) = W^T \xi(X) + \varepsilon \quad (4)$$

式中: X 为神经网络输入向量; W 是权重向量; $\varepsilon \in \mathbf{R}$, 是逼近误差; $\xi(X) = [\xi_1(X), \dots, \xi_i(X), \dots, \xi_n(X)]^T$, 是具有如下形式的径向基函数向量

$$\xi_i(X) = \exp \left[\frac{-\|X - L_i\|^2}{w_i^2} \right], i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中: L_i 为高斯函数的中心值; w_i 为高斯函数的宽度; n 为神经网络的节点个数。另外, W, ε 分别满足 $\|W\| \leq W_m$ 和 $\|\varepsilon\| \leq \bar{\varepsilon}$, 且 W_m 和 $\bar{\varepsilon}$ 都是正的常数。其中 $\|W\|$ 和 $\|\varepsilon\|$ 分别表示 W 和 ε 的二范数。

引理 4^[19]: 任意给定一个正常数 k_x , 对于区间 $|S_0| < k_x$ 的 $S_0 \in \mathbf{R}$, 总有以下不等式成立

$$\lg \left(\frac{k_x^2}{k_x^2 - S_0^2} \right) \leq \frac{S_0^2}{k_x^2 - S_0^2} \quad (6)$$

2 指定性能控制方案设计

2.1 指定性能函数

定义轨迹跟踪误差 $e \in \mathbf{R}^3$ 为

$$e = \eta - \eta_d \quad (7)$$

式中, $e = [e_1, e_2, e_3]^T$ 。

根据文献 [12] 预设性能控制方法, 跟踪误差 $e_i(t)$ 须满足

$$-\rho_i(t) < e_i(t) < \rho_i(t), i = 1, 2, 3 \tag{8}$$

式中: $\rho_i(t)$ 是轨迹跟踪误差的约束边界, 初始误差 $e_i(0)$ 须满足 $-\rho_i(0) < e_i(0) < \rho_i(0), i = 1, 2, 3$ 。而 MASS 在实际航行中会遇到从开阔水域驶入受限水域的情况, 显然初始误差难以满足上述条件。因此, 需要构造如下一个新的指定性能函数。

定义 1: 指定性能函数 $\rho(t): \mathbf{R}_+ \rightarrow \mathbf{R}_+$ 是一个光滑有界的函数, 且满足以下条件: $\rho(t) > 0, \dot{\rho}(t) \leq 0, \forall t \geq 0; \rho(t) = \rho_T, \forall t \geq T; t = 0, \rho(0) = \ell^{-1} + \rho_T > \rho_T > 0$ 。

根据定义 1, 本文提出以下满足上述条件的指定性能函数:

$$\rho(t) = (1 - \varphi(t)) / (t + \ell) + \rho_T \tag{9}$$

$$\varphi(t) = \begin{cases} \sin(\pi t / 2T), & 0 \leq t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \tag{10}$$

式中: ι 和 ℓ 是设计常数, 其中 ι 是衰减速率, ℓ 是初始值; ρ_T 是指定约束范围; T 是离线预定义时间。通过这 4 个设计常数构造指定性能函数。与传统的指数型边界性能函数^[12]相比, 本文提出的指定性能函数可离线预定义系统达到稳定的时间和控制精度。另外, T 的取值与船舶自身性能相关, 需根据船舶的实际操纵性来设计, 而船舶操纵性由操纵性指标决定, 这些指标可通过实验获得。这里, $\varphi(t)$ 是一个非线性误差转换函数, 并具有以下 3 个性质: 1) $\varphi(0) = 0$; 2) $|\dot{\varphi}(t)| \leq \varphi_m < \infty$; 3) 在 $t \in [0, \infty)$ 是可导且连续的。其中, 性质 1) 可将任意有界的轨迹跟踪误差(初始条件不确定/未知)转换成 0; 性质 2) 中 φ_m 是一个正常数, 即说明 $\varphi(t)$ 的可导有界性, 并为后续的控制律设计和稳定性分析提供充分条件。

2.2 非线性误差转换

MASS 在跨水域航行过程中初始误差 $e_i(0)$ 难以满足 $-\rho_i(0) < e_i(0) < \rho_i(0), i = 1, 2, 3$ 。同时, 存在受限水域约束边界等于实际轨迹的冲突点的情况, 如图 1 所示, 这可能导致控制算法失效。

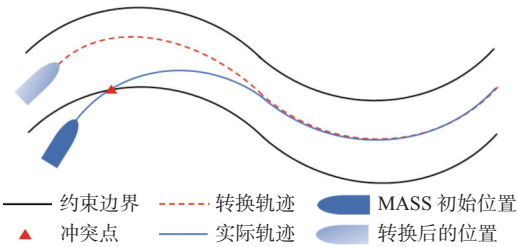


图 1 MASS 跨水域航行示意图

Fig. 1 Cross-water navigation of MASS

为解决上述问题, 在跟踪误差(式(7))和指定性能函数(式(9)~式(10))之间建立非线性误差转换, 即

$$S_{1,i} = \varphi(t)e_i \tag{11}$$

式中, $\varphi(t)$ 满足上述所提的 3 个性质。

任意给定 $t \in \mathbf{R}$, 对 $S_{1,i}$ 作如下分类讨论。

1) $t = 0$, 根据 $\varphi(t)$ 的性质 1) 可得 $S_{1,i}(0) = 0$, 由定义 1 可得 $-\rho_i(0) < S_{1,i}(0) < \rho_i(0)$ 。

2) $t \in (0, T)$, 可知 $\varphi(t) \in (0, 1)$ 。进一步地, 根据式(11), 可得

$$-\rho_i(t) < -\rho_i(t)\varphi(t) < S_{1,i}(t) < \rho_i(t)\varphi(t) < \rho_i(t) \tag{12}$$

由式(11)~式(12), 可知

$$-\rho_i(0) < S_{1,i}(0) < \rho_i(0) \tag{13}$$

3) $t \geq T$, 可知 $\varphi(t) = 1$, 则 $S_{1,i} = e_i$; 由式(9)~式(10)可知, 最终 $S_{1,i}(t)$ 必将收敛至指定的区域 $(-\rho_T, \rho_T)$ 。

由以上分析可见, 只要能保证式(14)成立, 就可解决跨水域场景下 MASS 的跟踪控制问题

$$-\rho_i(t) < S_{1,i}(t) < \rho_i(t) \tag{14}$$

式(14)再进行控制设计, 使其可以得到保证。通过式(14), 跨水域场景下 MASS 的跟踪控制问题成功转换成确保 $S_{1,i}(t) \in (-\rho_T, \rho_T)$ 成立。另外, 即使 MASS 的初始位置不在受限水域内, 也可以通过式(11)和式(14)处理。同时, 这也说明 MASS 跨水域跟踪控制问题是可以成功解决的。

2.3 控制律设计和稳定性分析

本节在反步法设计框架下借助指定性能函数(式(9)和式(10))及非线性误差转换(式(11))设计自适应神经控制律, 并利用李雅普诺夫理论对控制系统进行稳定性分析。

对转换误差 S_1 求导并结合式(1), 可得

$$\dot{S}_1 = \dot{\varphi}e + \varphi(R(\psi)v - \dot{\eta}_d) \tag{15}$$

式中, $S_1 = [S_{1,1}, S_{1,2}, S_{1,3}]^T$ 。

设计虚拟控制律如下:

$$\alpha = -R^T(\psi)(K_1 + \hat{\Theta}\Phi)e \tag{16}$$

自适应律如下:

$$\dot{\hat{\Theta}}_i = c_2 S_{1,i}^2 \Phi_i / (\rho_i^2 - S_{1,i}^2) - c_1 \hat{\Theta}_i \tag{17}$$

式(16)和式(17)中: $K_1 = \text{diag}(K_{1,1}, K_{1,2}, K_{1,3})$, 表示正定设计矩阵; c_1 和 c_2 均是大于 0 的设计常数; Θ_i 和 Φ_i 分别表示虚拟参数以及非线性函数, 并且 $\Theta = \text{diag}(\Theta_1, \Theta_2, \Theta_3)$, $\Phi = \text{diag}(\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3)$ 。关于 Θ ,

和 Φ_i , 将在后文详细介绍。

为避免由虚拟控制律 α 求导引起的微分爆炸情况, 引入了动态面控制技术来降低系统的计算复杂度。这里, 定义一个新的向量 $s_d \in \mathbf{R}^3$, 用该向量来代替 α 作为新的输出。 s_d 被表示为

$$T_d \dot{s}_d + s_d = \alpha, \quad s_d(0) = \alpha(0) \quad (18)$$

式中: T_d 为滤波器的时间常数; $\dot{s}_d = (\alpha - s_d)/T_d$ 。

构造控制系统的 BLF 函数如下:

$$V_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 \left(\lg[\rho_i^2 / (\rho_i^2 - S_{1,i}^2)] + (1/c_2) \tilde{\theta}_i^2 \right) \quad (19)$$

式中, $\tilde{\theta}_i = \theta_i - \hat{\theta}_i$, 表示 θ_i 的估计误差。

对 V_1 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & \sum_{i=1}^3 \frac{S_{1,i}}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \varphi A_i + \sum_{i=1}^3 \frac{S_{1,i}}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \\ & \left(\varphi Z_i - \varphi \dot{\eta}_{d,i} + \dot{\varphi} e_i - \frac{\dot{\rho}_i}{\rho_i} S_{1,i} \right) - \frac{1}{c_2} \sum_{i=1}^3 \tilde{\theta}_i \dot{\hat{\theta}}_i \end{aligned} \quad (20)$$

其中:

$$A = R(\psi)\alpha, \quad A_i = -(K_{1,i} + \hat{\theta}_i \Phi_i) e_i, \quad i = 1, 2, 3$$

$$Z = R(\psi)S_2, \quad Z_1 = \cos \psi S_{2,1} - \sin \psi S_{2,2},$$

$$Z_2 = \sin \psi S_{2,1} + \cos \psi S_{2,2}, \quad Z_3 = S_{2,3}$$

令

$$\Xi = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{S_{1,i}}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \left(\varphi Z_i - \varphi \dot{\eta}_{d,i} + \dot{\varphi} e_i - \frac{\dot{\rho}_i}{\rho_i} S_{1,i} \right) \right)$$

由引理 2, 可得

$$\sum_{i=1}^3 \frac{S_{1,i} \dot{\varphi} e_i}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \leq \sum_{i=1}^3 \frac{\beta S_{1,i}^2 \varphi_m^2 e_i^2}{(\rho_i^2 - S_{1,i}^2)^2} + \frac{3}{4\beta} \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^3 \frac{S_{1,i} (-\varphi) \dot{\eta}_{d,i}}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \leq \sum_{i=1}^3 \frac{\beta S_{1,i}^2 \varphi_m^2 \eta_m^2}{(\rho_i^2 - S_{1,i}^2)^2} + \frac{3}{4\beta} \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^3 \frac{S_{1,i} \varphi Z_i}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} \leq \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\beta S_{1,i}^2 \varphi^2}{(\rho_i^2 - S_{1,i}^2)^2} + \frac{S_{2,i}^2}{4\beta} \right) \quad (23)$$

式中, $\beta > 0$, 为设计参数。

将式(21)~式(23)代入 Ξ , 可得

$$\Xi \leq \sum_{i=1}^3 \left(\frac{S_{1,i}^2 \theta_i \Phi_i}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} + \frac{S_{2,i}^2}{4\beta} + \frac{3}{2\beta} \right) \quad (24)$$

式中, 虚拟参数 $\theta_i = \max\{1, \varphi_m^2, \eta_m^2\}$, $\Phi_i = \beta(e_i^2 + 2\varphi^2)/(\rho_i^2 - S_{1,i}^2) - \dot{\rho}_i/\rho_i$ 。由定义 1 可知, $\Phi_i \geq 0$ 。

通过引理 2, 可得

$$\tilde{\theta}_i \hat{\theta}_i \leq -\tilde{\theta}_i^2/2 + \theta_i^2/2 \quad (25)$$

将式(17)及式(24)~(25)代入式(20), 可得

$$\dot{V}_1 \leq - \sum_{i=1}^3 \frac{K_{1,i} S_{1,i}^2}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} + \frac{\|S_2\|^2}{4\beta} - c_1 \sum_{i=1}^3 \frac{\tilde{\theta}_i^2}{2c_2} + \frac{c_1 \|\theta\|^2}{2c_2} + \frac{3}{2\beta} \quad (26)$$

定义速度误差矢量 $S_2 \in \mathbf{R}^3$,

$$S_2 = v - s_d \quad (27)$$

对式(27)求导并结合式(1)和式(18), 可得

$$M \dot{S}_2 = -C(v)v - D(v)v - M \dot{s}_d + \tau + \tau_\omega \quad (28)$$

令 $F(X) = -C(v)v - D(v)v - M \dot{s}_d$, 式中, $X = [v^T, \dot{s}_d^T]^T$, 为神经网络输入向量。根据假设 2 可知, $F(X)$ 不能直接用于控制律的设计。因此, 采用神经网络逼近未知函数向量

$$F(X) = W_a^T \xi(X) + \varepsilon_a \quad (29)$$

其中:

$$\begin{aligned} \xi(X) &= [\xi_1(X); \xi_2(X); \xi_3(X)]^T \\ W_a &= \text{diag}(W_{a,1}^T, W_{a,2}^T, W_{a,3}^T) \end{aligned}$$

式中: $\varepsilon_a \in \mathbf{R}^3$, 为近似误差矢量, 满足 $\|\varepsilon_a\| \leq \bar{\varepsilon}_a$, 其中 $\bar{\varepsilon}_a$ 是一个常数; W_a 是权重向量, 且满足 $\|W_a\| \leq W_0$, 其中 W_0 是一个常数。

令 $d_a = \varepsilon_a + \tau_\omega$ 。根据假设 1 和引理 3 可知, 存在一个未知向量 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]^T$ 使 $\theta_i \geq |d_{a,i}|$ ($i = 1, 2, 3$) 成立, 其中 θ_i 是正常数, 在引理 1 的基础上可得

$$\begin{aligned} S_2^T \left[d_a - \text{Tanh} \left(\frac{S_2}{\sigma} \right) \theta \right] &\leq \\ \theta^T \left[[S_2] - \text{Tanh} \left(\frac{S_2}{\sigma} \right) S_2 \right] &\leq 0.2785 \sigma^T \theta \end{aligned} \quad (30)$$

其中, $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3]^T$, $\sigma_i > 0$ ($i = 1, 2, 3$), 为常数;

$$\begin{aligned} \text{Tanh}(S_2/\sigma) &= \text{diag}(\tanh(S_{2,1}/\sigma_1), \tanh(S_{2,2}/\sigma_2), \\ &\quad \tanh(S_{2,3}/\sigma_3)) [S_2] = [|S_{2,1}|, |S_{2,2}|, |S_{2,3}|]^T. \end{aligned}$$

设计跟踪控制律为

$$\tau = -K_2 S_2 - \hat{W}_a^T \xi(X) - \text{Tanh}(S_2/\sigma) \hat{\theta} \quad (31)$$

自适应律如下:

$$\dot{\hat{W}}_a = \Gamma_a [\text{tr}(\xi(X) S_2^T) - \chi \hat{W}_a] \quad (32)$$

$$\dot{\hat{\theta}} = \Lambda [\text{Tanh}(S_2/\sigma) S_2 - \kappa \hat{\theta}] \quad (33)$$

式中: $K_2 = K_2^T \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, $\Gamma_a = \Gamma_a^T \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$, $\Lambda = \Lambda^T \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 是设计的正定矩阵, $\kappa > 0$ 和 $\chi > 0$, 是设计参数。

考虑由式(1)、式(27)和式(31)~式(33)构造如下李雅普诺夫函数:

$$V_2 = \frac{1}{2} S_2^T M S_2 + \frac{1}{2} Y^T Y + \frac{1}{2} \tilde{W}_a^T \Gamma_a^{-1} \tilde{W}_a + \frac{1}{2} \tilde{\theta}^T \Lambda^{-1} \tilde{\theta} \quad (34)$$

式中, 滤波误差 $\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{s}_d - \boldsymbol{\alpha}$ 。取 V_2 对时间的导数, 再将式(28)及式(32)~(33)代入式(34), 可得

$$\dot{V}_2 = \boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{W}_a^T \boldsymbol{\xi}(\boldsymbol{X}) - \boldsymbol{S}_2^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \boldsymbol{\xi}(\boldsymbol{X}) + \chi \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a - \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \text{Tanh}(\boldsymbol{S}_2/\boldsymbol{\sigma}) \boldsymbol{S}_2 + \kappa \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{d}_a + \boldsymbol{Y}^T \dot{\boldsymbol{Y}} \quad (35)$$

根据滤波误差 $\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{s}_d - \boldsymbol{\alpha}$ 和引理 2, 可得

$$\boldsymbol{Y}^T \dot{\boldsymbol{Y}} \leqslant -(\boldsymbol{Y}^T \boldsymbol{Y}/T_d) + (\|\boldsymbol{Y}\|^2 \|\boldsymbol{H}(\cdot)\|^2/2) + 1/2 \quad (36)$$

其中,

$$\boldsymbol{H}(\cdot) = \boldsymbol{r} \boldsymbol{E} \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{R}^T(\boldsymbol{\psi})[(\boldsymbol{K}_1 + \boldsymbol{\Phi} \hat{\boldsymbol{\theta}}) \cdot (\boldsymbol{R}(\boldsymbol{\psi}) \boldsymbol{v} - \dot{\boldsymbol{\eta}}_d) + \dot{\boldsymbol{\Phi}} \hat{\boldsymbol{\theta}} \boldsymbol{e} + \boldsymbol{\Phi} \hat{\boldsymbol{\theta}} \boldsymbol{e}]$$

式中, $\boldsymbol{H}(\cdot) = -\dot{\boldsymbol{\alpha}}$, 是一个连续函数。

使用式(30)和引理 1, 可得

$$\boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{d}_a \leqslant \boldsymbol{\theta}^T \text{Tanh}(\boldsymbol{S}_2/\boldsymbol{\sigma}) \boldsymbol{S}_2 + 0.278 \, 5 \boldsymbol{\sigma}^T \boldsymbol{\theta} \quad (37)$$

通过引理 2 可使如下不等式成立:

$$\chi \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a \leqslant -(3\chi/4) \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a + \chi \boldsymbol{W}_o^2 \quad (38)$$

$$\kappa \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} \leqslant -(3\kappa/4) \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} + \kappa \|\boldsymbol{\theta}\|^2 \quad (39)$$

将式(36)~式(39)代入式(35), 得更新后的

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 \leqslant & -\boldsymbol{K}_2 \boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{S}_2 - \frac{3\chi}{4} \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a - \frac{3\kappa}{4} \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} - \frac{1}{T_d} \boldsymbol{Y}^T \boldsymbol{Y} + \frac{1}{2} + \\ & \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}\|^2 \|\boldsymbol{H}(\cdot)\|^2 + \chi \boldsymbol{W}_o^2 + \kappa \|\boldsymbol{\theta}\|^2 + 0.278 \, 5 \boldsymbol{\sigma}^T \boldsymbol{\theta} \end{aligned} \quad (40)$$

最后, 构造整个控制系统的李雅普诺夫函数 $V = V_1 + V_2$, 对 V 求导并代入式(26)和式(40), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leqslant & -\sum_{i=1}^3 \frac{K_{1,i} S_{1,i}^2}{\rho_i^2 - S_{1,i}^2} - c_1 \sum_{i=1}^3 \frac{\tilde{\theta}_i^2}{2c_2} - \left[\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2) - \frac{1}{4\beta} \right] / \\ & \lambda_{\max}(\boldsymbol{M}) \boldsymbol{S}_2^T \boldsymbol{M} \boldsymbol{S}_2 - \frac{3\chi}{4} \lambda_{\min}(\boldsymbol{\Gamma}_a) \tilde{\boldsymbol{W}}_a^T \tilde{\boldsymbol{W}}_a - \frac{3\kappa}{4} \lambda_{\min}(\boldsymbol{\Lambda}) \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \tilde{\boldsymbol{\theta}} - \\ & \frac{1}{T_d} \boldsymbol{Y}^T \boldsymbol{Y} + \frac{c_1 \|\boldsymbol{\theta}\|^2}{2c_2} + \frac{3}{2\beta} + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \|\boldsymbol{Y}\|^2 \|\boldsymbol{H}(\cdot)\|^2 + \chi \boldsymbol{W}_o^2 + \\ & \kappa \|\boldsymbol{\theta}\|^2 + 0.278 \, 5 \boldsymbol{\sigma}^T \boldsymbol{\theta} \leqslant -\vartheta V + \varpi \end{aligned} \quad (41)$$

其中,

$$\vartheta = \min\{2K_{1,i}, c_1, 2[\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2) - 1/(4\beta)]/\lambda_{\max}(\boldsymbol{M}), 1.5\chi\lambda_{\min}(\boldsymbol{\Gamma}_a), 1.5\kappa\lambda_{\min}(\boldsymbol{\Lambda}), 2/T_d\}$$

$$\varpi = (c_1 \|\boldsymbol{\theta}\|^2)/(2c_2) + 1/2 + 3/(2\beta) + \chi \boldsymbol{W}_o^2 + \kappa \|\boldsymbol{\theta}\|^2 + 0.278 \, 5 \boldsymbol{\sigma}^T \boldsymbol{\theta} + 1.5 \|\boldsymbol{Y}\|^2 \|\boldsymbol{H}(\cdot)\|^2$$

式中: $\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2)$, $\lambda_{\min}(\boldsymbol{\Gamma}_a)$ 和 $\lambda_{\min}(\boldsymbol{\Lambda})$ 分别表示矩阵 $\boldsymbol{K}_2$, $\boldsymbol{\Gamma}_a$ 和 $\boldsymbol{\Lambda}$ 的最小特征值; $\lambda_{\max}(\boldsymbol{M})$ 为矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的最大特征值。此外, 为保证系统稳定, 则须保证下面的不等式(42)成立。

$$[\lambda_{\min}(\boldsymbol{K}_2)]\beta > 0.25 \quad (42)$$

由上述设计和分析可使得以下定理成立。

定理 1: 考虑由式(1)描述的 MASS 闭环控制系统, 在满足假设 1~假设 3 的前提下, 通过设计虚拟控制律(式(16))、自适应律(式(17)及式(32)~式(33))和控制律(式(31)), 可使闭环控制系统内的所有信号都是有界的, MASS 的实际轨迹跟踪给定的参考轨迹。

证明: 求解式(42), 得

$$V \leqslant \varpi/\vartheta + (V(0) - \varpi/\vartheta) \mathrm{e}^{-\vartheta t} \quad (43)$$

式中, $V(0)$ 为 V 的初始值。

首先, 由式(43)可知 V 是有界的, 故可知 $\boldsymbol{S}_1$, $\boldsymbol{S}_2$, $\tilde{\boldsymbol{W}}_a$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ 都是有界的。其次, 由于 $\tilde{\boldsymbol{W}}_a = \boldsymbol{W}_a - \hat{\boldsymbol{W}}_a$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta} - \hat{\boldsymbol{\theta}}$, $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta} - \hat{\boldsymbol{\theta}}$, 故可知 $\hat{\boldsymbol{W}}_a$, $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 也是有界的, 故可以保证 $-\rho(t) < S_1(t) < \rho(t)$ 成立, $\boldsymbol{e}$ 和 $\boldsymbol{\eta}$ 是有界的。此外, 由 φ 和 ρ 的性质可知 $\boldsymbol{\Phi}$ 是有界的。然后, 根据假设 3 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, $\boldsymbol{\Phi}$, $\boldsymbol{e}$ 和 $\boldsymbol{\eta}$ 的有界性, 可知 $\boldsymbol{\alpha}$ 也是有界的, 再根据 $\boldsymbol{S}_2$ 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 的有界性可以确定 $\boldsymbol{v}$ 是有界的, 控制律 $\boldsymbol{\tau}$ 也是有界的, 故闭环控制系统中的所有信号都是有界的。最后, 由指定性能函数(式(9)~式(10))的性质可知, $\boldsymbol{e}$ 在预先指定时间 T 内收敛到预定义的约束范围 $(-\rho_T, \rho_T)$ 。

3 仿真研究

本文以一艘 1:70 供给船模型 CyberShip II 为对象进行仿真, 其参数和扰动设计详见文献[20]。为验证本文控制方案的有效性, 将其与未采用指定性能的自适应神经网络(ANN)控制方案进行对比。在仿真结果中, 本文方案设为控制方案 1, 用于对比的方案设为控制方案 2。

控制方案 2 的虚拟控制律和控制律如式(44)~式(45)所示, 自适应律见式(32)~式(33)。

$$\boldsymbol{\alpha}_o = -\boldsymbol{R}^T(\boldsymbol{\psi})(\boldsymbol{K}_1 \boldsymbol{e} + \dot{\boldsymbol{\eta}}_d) \quad (44)$$

$$\boldsymbol{\tau}_o = -\boldsymbol{K}_2 \boldsymbol{S}_2 - \hat{\boldsymbol{W}}_a^T \boldsymbol{\xi}(\boldsymbol{X}) - \text{Tanh}(\boldsymbol{S}_2/\boldsymbol{\sigma}) \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (45)$$

在仿真过程中, 控制方案 1 和方案 2 的参考轨迹均由如下系统(式(46))产生:

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_d = \boldsymbol{R}(\boldsymbol{\psi}_d) \boldsymbol{v}_d \boldsymbol{M} \dot{\boldsymbol{v}}_d + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{v}_d) \boldsymbol{v}_d + \boldsymbol{D}(\boldsymbol{v}_d) \boldsymbol{v}_d = \boldsymbol{\tau}_d + \boldsymbol{\tau}_w \quad (46)$$

式中: $\boldsymbol{\tau}_d = [1, 0.2\cos^2(0.01\pi t), 0.1\sin^3(0.02\pi t)]^T$, RBF 神经网络的节点个数 n 为 30, 高斯函数的中心值 $\boldsymbol{L}_i$ 均匀分布在 $[-2, 2] \times \cdots \times [-2, 2]$ 上, 高斯基函数的宽度 w_i 为 0.8。

仿真过程中船舶的位置和速度初始值分别为:

$$\eta(0) = [-0.5, 0.5, 0.5]^T, \quad \nu(0) = [0.1, 0.1, 0.01]^T$$

$$\hat{\theta}(0) = [3, 3, 3]^T$$

控制设计参数选取为:

$$K_1 = \text{diag}(4.5, 4.5, 4.5), \quad c_1 = 15, \quad c_2 = 0.01, \quad \beta = 0.008$$

$$K_2 = \text{diag}(40, 40, 40), \quad \Gamma_a = 10I_{30 \times 30}, \quad \chi = 0.08$$

$$\Lambda = \text{diag}(3, 5, 5), \quad \kappa = 0.02, \quad T_d = 0.01, \quad T_i = 10$$

$$\iota_i = 0.2, \quad \ell_i = 3, \quad \rho_{T,i} = 0.06 \quad (i = 1, 2, 3)$$

图2~图8分别为两种控制方案的仿真结果。

图2所示为控制方案1和控制方案2的实际轨迹与参考轨迹跟踪对比。可见,在受模型参数不确定和未知环境干扰下,本文控制方案可船舶跟踪给定的参考轨迹,且与控制方案2相比,控制方案1具有更好的跟踪性能。图3所示为跟踪误差 e 与转换误差 S_1 的变化曲线。可见,通过式(12)能够有效解决船舶初始位置不在约束范围内的情况,避免因实际轨迹跨越约束边界而出现的控制设计冲突问题。

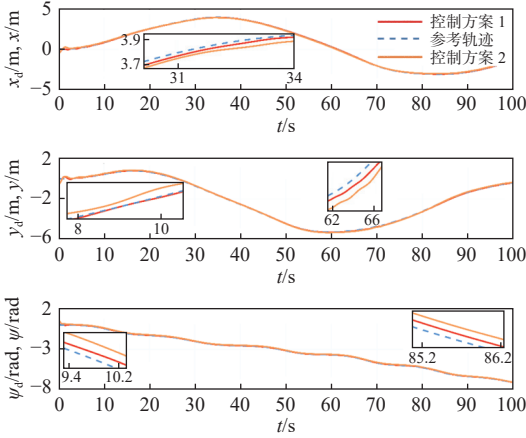


图2 实际轨迹与参考轨迹

Fig. 2 Actual and reference trajectory

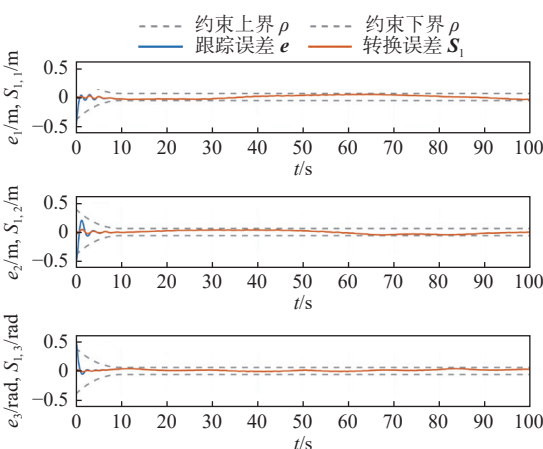


图3 跟踪误差 e 与转换误差 S_1

Fig. 3 Tracking error e and its converted version S_1

由图4所示两种控制方案下的跟踪误差变化曲线可以看出,本文所提控制方案能够实现在自定义时间内收敛到给定的约束范围内,且与控制方案2相比,本文方案能够在后续时间内不违反约束范围,而控制方案2在图4的局部放大图中均超出约束范围,难以保证航行所需精度。

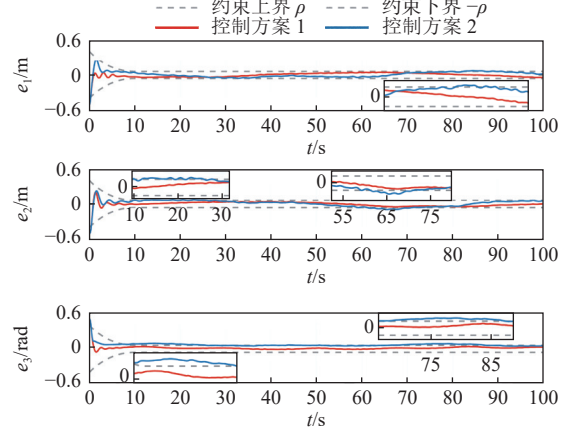


图4 两种控制方案下的跟踪误差 e

Fig. 4 Tracking error e with two control schemes

由图5~图7所示自适应律 $\hat{W}_a$, $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\theta}$ 的变化曲线可以看出, $\hat{W}_a$, $\hat{\theta}$ 和 $\hat{\theta}$ 都是有界的,且利用神经网络可逼近模型参数不确定和未知外界环境扰动。

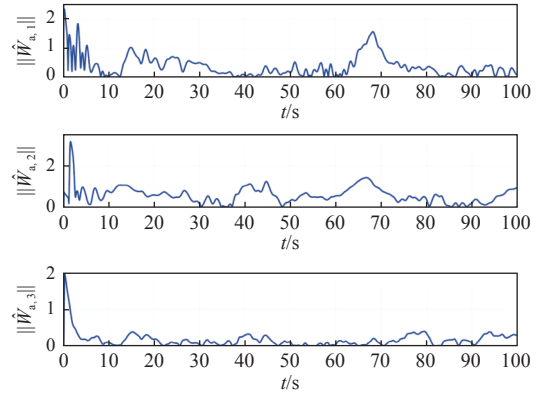


图5 自适应律 $\hat{W}_a$ 变化曲线

Fig. 5 Variation of adaptive law $\hat{W}_a$ with time

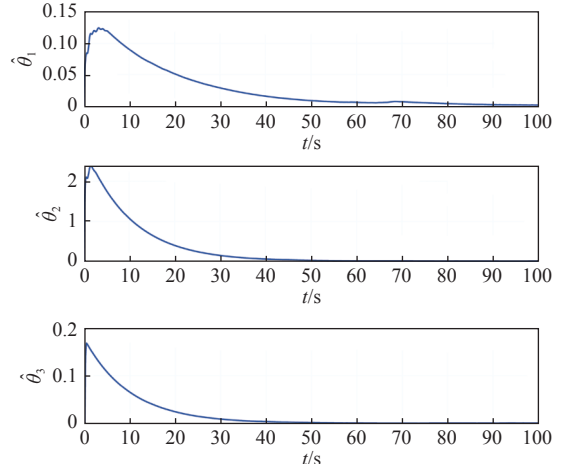


图6 自适应律 $\hat{\theta}$ 变化曲线

Fig. 6 Variation of adaptive law $\hat{\theta}$ with time

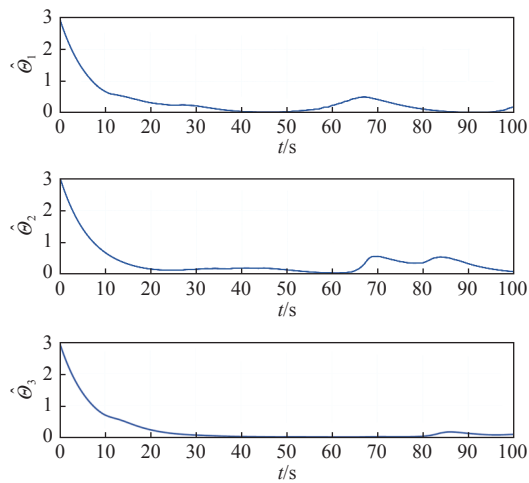


图 7 自适应律 $\hat{\theta}$ 变化曲线
Fig. 7 Variation of adaptive law $\hat{\theta}$ with time

由图 8 所示两种控制方案下的控制输入随时间的变化曲线可以看出, 本文方案相比控制方案 2 所需的控制输入小, 且更加稳定。

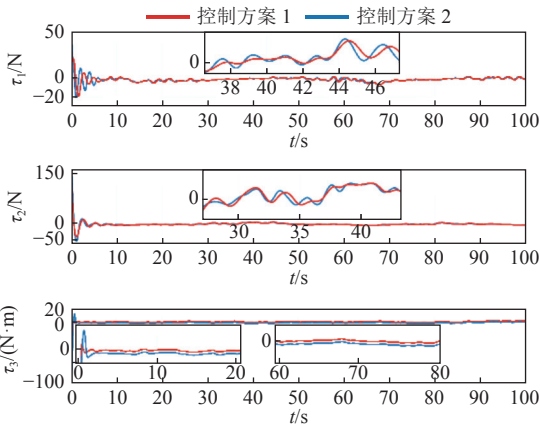


图 8 控制输入 τ 和 τ_o
Fig. 8 Control inputs of τ and τ_o

4 结 语

本文所提具有指定性能的自适应神经控制方案可解决跨水域场景下 MASS 跟踪控制中存在的控制设计冲突、模型参数不确定和外界环境干扰未知的问题, 实现 MASS 的跟踪控制精度和跟踪误差收敛率的离线设计。通过构造一种新的指定性能函数, 结合 BLF 函数成功解决跨水域控制设计冲突问题, 并利用神经网络逼近船舶不确定性及使用动态面控制技术, 解决了由虚拟控制律求导引起的微分爆炸问题。通过李雅普诺夫理论证明控制系统内所有信号都是有界的。与未具有指定性能的控制方案进行仿真对比, 验证得到本文方案跟踪性能更好。在来来工作中, 将进一步探讨由高精度控制和受限水域水流特点带来的执行器磨损问题, 并针对如何抑制执行器磨损并增加其使用寿命展开研究。

参考文献:

[1] 吴青, 王乐, 刘佳仑. 自主水面货船研究现状与展望 [J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 57–70.
WU Q, WANG L, LIU J L. Research status and prospects of autonomous surface cargo ships[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 57–70 (in Chinese).

[2] YE J, LI C X, WEN W S, et al. Deep learning in maritime autonomous surface ships: current development and challenges[J]. Journal of Marine Science and Application, 2023, 22(3): 584–601.

[3] WANG L, WU Q, LIU J L, et al. State-of-the-art research on motion control of maritime autonomous surface ships [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2019, 7(12): 438–470.

[4] 焦建芳, 胡正中. 无人艇轨迹跟踪的预设性能抗扰控制研究 [J]. 信息与控制, 2022, 51(3): 271–279.
JIAO J F, HU Z Z. Research on prescribed performance disturbance rejection control of unmanned surface vessels trajectory tracking[J]. Information and Control, 2022, 51(3): 271–279 (in Chinese).

[5] 沈智鹏, 邹天宇, 王茹. 基于扩张观测器的欠驱动船舶轨迹跟踪低频学习自适应动态面输出反馈控制 [J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 867–876.
SHEN Z P, ZOU T Y, WANG R. Extended state observer based adaptive dynamic surface output feedback control for underactuated surface vessel trajectory tracking with low-frequency learning[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 867–876 (in Chinese).

[6] LI S B, MA T T, LUO X Y, et al. Adaptive fuzzy output regulation for unmanned surface vehicles with prescribed performance[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2020, 18(2): 405–414.

[7] ZHU G B, MA Y, LI Z X, et al. Adaptive neural output feedback control for MSVs with predefined performance [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70 (4): 2994–3006.

[8] ZHU G B, DU J L, KAO Y G. Robust adaptive neural trajectory tracking control of surface vessels under input and output constraints[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(13): 8591–8610.

[9] TANG Z L, TEE K P, HE W. Tangent barrier Lyapunov functions for the control of output-constrained nonlinear systems[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(20): 449–455.

[10] 沈智鹏, 毕艳楠, 王宇, 等. 输入输出受限船舶的轨迹跟踪自适应递归滑模控制 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1419–1427.
SHEN Z P, BI Y N, WANG Y, et al. Adaptive recursive sliding mode control for surface vessel trajectory tracking with input and output constraints[J]. Control Theory &

- [Applications](#), 2020, 37(6): 1419–1427 (in Chinese).
- [11] 刘永超, 朱齐丹, 王立鹏. 带有输出约束的水面船舶实际有限时间控制 [J]. [控制理论与应用](#), 2023, 40(2): 353–359. LIU Y C, ZHU Q D, WANG L P. Practical finite-time control for marine surface vessel with output constraints[J]. [Control Theory & Applications](#), 2023, 40(2): 353–359 (in Chinese).
- [12] BECHLIOULIS C P, ROVITHAKIS G A. Robust adaptive control of feedback linearizable MIMO nonlinear systems with prescribed performance[J]. [IEEE Transactions on Automatic Control](#), 2008, 53(9): 2090–2099.
- [13] 焦建芳, 包端华, 胡正中. 基于预设性能的自适应神经网络船舶轨迹跟踪 [J]. [华中科技大学学报\(自然科学版\)](#), 2022, 50(4): 77–82. JIAO J F, BAO D H, HU Z Z. Adaptive neural network trajectory tracking for marine surface vessel based on prescribed performance[J]. [Journal of Huazhong University of Science and Technology \(Nature Science Edition\)](#), 2022, 50(4): 77–82 (in Chinese).
- [14] IHLE I F, SKJETNE R, FOSSEN T I. Output feedback control for maneuvering systems using observer backstepping[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on, Mediterrean Conference on Control and Automation Intelligent Control, 2005. Limassol, Cyprus: IEEE, 2005: 1512–1517.
- [15] POLYCARPOU M M. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems[J]. [IEEE Transactions on Automatic Control](#), 1996, 41(3): 447–451.
- [16] DENG H, KRSTIĆ M. Stochastic nonlinear stabilization—I: a backstepping design[J]. [Systems & Control Letters](#), 1997, 32(3): 143–150.
- [17] ZHU G B, MA Y, LI Z X, et al. Dynamic event-triggered adaptive neural output feedback control for MSVs using composite learning[J]. [IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems](#), 2023, 24(1): 787–800.
- [18] 张强, 朱雅萍, 孟祥飞, 等. 欠驱动船舶自适应神经网络有限时间轨迹跟踪 [J]. [中国舰船研究](#), 2022, 17(4): 24–31. ZHANG Q, ZHU Y P, MENG X F, et al. Finite time trajectory tracking of underactuated ship based on adaptive neural network[J]. [Chinese Journal of Ship Research](#), 2022, 17(4): 24–31 (in both Chinese and English).
- [19] BECHLIOULIS C P, ROVITHAKIS G A. Adaptive control with guaranteed transient and steady state tracking error bounds for strict feedback systems[J]. [Automatica](#), 2009, 45(2): 532–538.
- [20] SKJETNE R, SMOGELI Ø, FOSSEN T I. Modeling, identification, and adaptive maneuvering of CyberShip II: a complete design with experiments[J]. [IFAC Proceedings Volumes](#), 2004, 37(10): 203–208.

Adaptive neural control for marine autonomous surface ships in cross-water scenarios

YE Xiang¹, CHEN Chao^{*1}, JIA Jian Xiong², CHEN Hang²

¹ School of Naval Architecture and Maritime, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China

² Zhejiang Branch of China Classification Society, Ningbo 430060, China

Abstract: [**Objective**] An adaptive neural control (ANC) scheme with specified performance is proposed for the tracking control of marine autonomous surface ships (MASS) subject to uncertain model parameters and unknown external environmental disturbances in cross-water scenarios. [**Methods**] Under the backstepping design framework, a neural network is utilized to approximate the uncertain model parameters and unknown external environmental disturbances. A novel specified performance function is constructed and combined with the barrier Lyapunov function (BLF) to transform the cross-water design, while the dynamic surface control technique is employed to reduce the system's computational complexity. Stability analysis is then performed by means of Lyapunov theory to demonstrate that all signals within the control system are bounded. [**Results**] The simulation results show that the designed control scheme is not only capable of solving the cross-water tracking control of MASS, but that the tracking error can satisfy the convergence to a given bounded range within a predefined time offline. [**Conclusion**] The results of this study can solve the cross-water tracking control problems of MASS and provide valuable references for the tracking control of ships in restricted waters, giving them practical engineering significance.

Key words: unmanned vehicles; marine autonomous surface ship (MASS); neural networks; adaptive neural control (ANC); barrier Lyapunov function (BLF); cross-water scenarios