

文章编号: 1001-0920(2013)03-0351-06

欠驱动 AUV 模糊神经网络 L_2 增益鲁棒跟踪控制

夏国清, 杨莹, 赵为光

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 提出基于模糊神经网络欠驱动水下自主机器人(AUV)的 L_2 增益鲁棒跟踪控制方法, 该方法通过在线学习逼近动力学模型的不确定项. 控制器克服了由于缺少横向推力对跟踪误差的影响, 在考虑未知海流干扰情况下, 实现了系统对模糊神经网络逼近误差的 L_2 增益小于 γ . 利用 Lyapunov 稳定性理论证明了闭环控制系统误差信号一致最终有界. 最后, 通过精确模型参数和参数扰动仿真实验验证了该控制方法具有很好的跟踪效果和较强的鲁棒性.

关键词: 欠驱动水下自主机器人; 路径跟随; 模糊神经网络; L_2 增益

中图分类号: TP273

文献标志码: A

FNN - based L_2 following control of underactuated autonomous underwater vehicles

XIA Guo-qing, YANG Ying, ZHAO Wei-guang

(School of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China. Correspondent: YANG Ying, E-mail: yangying06@hrbeu.edu.cn)

Abstract: The L_2 gain robust following control method based on fuzzy neural networks for underactuated autonomous underwater vehicles(AUV) is proposed. The proposed control method can be used to approximate the uncertainty of the dynamic model through the online adaptive learning algorithm. The controller can overcome the influence on following errors of missing sway force. The unknown ocean current disturbance of three degrees of freedom is considered. It is realized that the L_2 gain of fuzzy neural network approximation errors is less than γ . The uniform ultimate boundedness of closed loop system error signals is proved by using Lyapunov stability theory. Finally, simulation experiments with the precise system parameters and parameters perturbation are given, and the results show the good following result and the strong robustness of the proposed control method.

Key words: underactuated autonomous underwater vehicles; path following; fuzzy neural networks; L_2 gain

0 引言

由于大多数水下自主机器人(AUV)在某些自由度上没有直接驱动力, 使得欠驱动 AUV 的运动控制比全驱动 AUV 更具挑战性. 由于其较高的实用价值, 目前已得到许多学者的关注^[1-2]. 文献[3]结合自适应切换监督控制和非线性 Lyapunov 跟踪控制方法, 解决了欠驱动 AUV 在模型参数不确定情况下的路径跟随问题, 该方法同时解决了轨迹跟踪和路径跟随问题. 文献[4]在[3]的基础上考虑了参数集合是有限集时, 设计了一个系统取代单独的估计器方程式, 并利用它生成估计误差. 文献[5]采用 Lyapunov 理论和反步法提出了欠驱动 AUV 的路径跟随控制器, 该方法

通过控制参考路径上的虚拟目标点的速度, 克服了虚拟目标点被看作是实际航行器在路径上的投影而引起的奇异值问题. 文献[6]同时解决了欠驱动 AUV 的路径规划和平面轨迹跟踪问题, 规划算法利用航行器动态模型, 得到了船体坐标系下的线速度和角速度以及航行器的方向; 然后利用得到的参考量, 将 AUV 的动态转换为误差方程; 最后利用反步法稳定系统. 上述文献均未考虑模型存在不确定项以及存在未知外力干扰的情况. 文献[8]借鉴[7]的导航系统的思想, 将欠驱动水面船系统分成运动环路和动力环路设计, 然后对两个环路分别利用神经网络估计运动学模型中的未知函数, 并对外界干扰进行了自适应补偿. 文献[9-10]分别采用径向基神经网络和模糊神经网络

收稿日期: 2011-11-14; 修回日期: 2012-03-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50979017).

作者简介: 夏国清(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事潜器与水下机器人控制技术的研究; 杨莹(1976—), 女, 博士生, 从事水下机器人的非线性控制的研究.

设计了直接自适应控制器, 得到闭环控制系统跟踪误差一致稳定有界, 并将该方法应用于全驱动 AUV.

本文考虑了动力学模型中非线性水动力阻尼的影响以及未知海流的干扰作用, 利用模糊神经网络在线学习欠驱动 AUV 动力学模型中的不确定项, 增加虚拟控制量, 稳定参考路径坐标系下的跟踪误差动态, 从而提高闭环控制系统的跟踪效果和鲁棒性, 并且证明了系统对模糊神经网络逼近误差的 L_2 增益小于 γ , 同时该控制器对参数扰动也有较强的鲁棒性.

1 欠驱动水下机器人建模

欠驱动 AUV 的 3 自由度平面动态方程为^[11]

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

$$M\dot{\nu} = -C(\nu)\nu - D(\nu)\nu + \tau + J(\eta)^{-1}\tau_w. \quad (2)$$

其中

$$\eta = [x, y, \psi]^T, \quad \nu = [u, v, r]^T, \quad \tau = [\tau_u, 0, \tau_r]^T,$$

$$\tau_w = [\tau_{wx}, \tau_{wy}, \tau_{w\psi}]^T,$$

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

$$M = M^T > 0, \quad \dot{M} = 0; \quad (3)$$

$$C(\nu) = -C^T(\nu), \quad x^T C(\nu)x = 0,$$

$$\forall \nu \in R^3, \quad \forall x \in R^3; \quad (4)$$

$$x^T D(\nu)x > 0, \quad \forall \nu \in R^3, \quad \forall x \in R^3 \setminus \{0\}; \quad (5)$$

η 为惯性坐标系下航行器的位置和方向, ν 为载体坐标系下航行器的线速度和角速度, τ_w 为惯性坐标系下的海流干扰, τ_u 和 τ_r 为纵向推力和转舵力矩.

2 欠驱动 AUV 模糊神经网络自适应控制

图 1 为基于 FNN 网络欠驱动 AUV 跟踪控制原理图. 控制器由模糊神经网络控制项、比例控制项, 以及干扰估计补偿项组成.

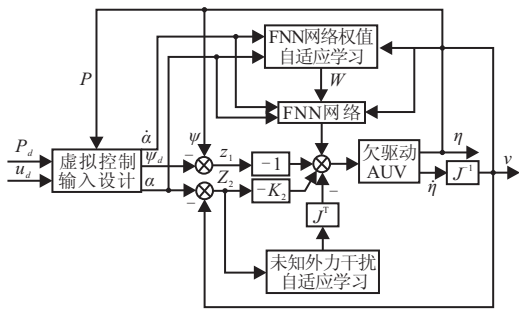


图 1 基于 FNN 网络欠驱动 AUV 跟踪控制原理图

2.1 模糊神经网络结构

本文通过模糊神经网络逼近动力学模型中的不确定项. 模糊神经网络结合了神经网络自适应学习的功能以及模糊逻辑适用于处理不确定、非线性问题的

优点. 本文中的模糊神经网络结构基于标准模型^[12], 隶属度函数是采用高斯函数表示的铃形函数, 则有

$$\mu_i^j = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}}. \quad (6)$$

其中: c_{ij} 和 σ_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m_i$, n 为输入量的维数, m_i 为 x_i 的模糊分割数. 每条规则的适用度为

$$\gamma_j = \mu_1^{i_1} \mu_2^{i_2} \cdots \mu_n^{i_n}. \quad (7)$$

这里

$$i_1 \in \{1, 2, \dots, m_1\}, \quad i_2 \in \{1, 2, \dots, m_2\}, \quad \dots,$$

$$i_n \in \{1, 2, \dots, m_n\}, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad m = \prod_{i=1}^n m_i.$$

输出层为

$$y_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} \gamma_j, \quad i = 1, 2, \dots, r. \quad (8)$$

将式 (8) 写成矩阵形式为

$$Y = W^T \gamma. \quad (9)$$

其中: r 为输出层节点数, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T$ 为模糊神经网络的输出向量, $W \in R^{m \times r}$ 为模糊神经网络输出权值矩阵.

2.2 控制器设计

定义位置跟踪误差为

$$e = [e_1 \ e_2]^T = J^T(\theta_t)(P - P_d). \quad (10)$$

其中: $P = (x(t), y(t))^T \in R^2$ 为 AUV 的实际位置; $P_d = (x_d(s), y_d(s))^T \in R^2$ 为参考路径;

$$J(\theta_t) = \begin{bmatrix} \cos \theta_t & -\sin \theta_t \\ \sin \theta_t & \cos \theta_t \end{bmatrix}, \quad \theta_t = \arctan\left(\frac{y'_d(s)}{x'_d(s)}\right),$$

s 为参考路径算子.

本文用以下符号表示相应含义:

$$x'_d(s) = \frac{\partial x_d}{\partial s}, \quad y'_d(s) = \frac{\partial y_d}{\partial s},$$

$$\dot{x}_d(s) = \frac{\partial x_d}{\partial s} \dot{s}, \quad \dot{y}_d(s) = \frac{\partial y_d}{\partial s} \dot{s},$$

则误差动态方程为

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= (u \cos \psi - v \sin \psi - x'_d \dot{s}) \cos \theta_t + \\ &\quad (u \sin \psi + v \cos \psi - y'_d \dot{s}) \sin \theta_t + e_2 \dot{\theta}_t, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \dot{e}_2 &= -(u \cos \psi - v \sin \psi - x'_d \dot{s}) \sin \theta_t + \\ &\quad (u \sin \psi + v \cos \psi - y'_d \dot{s}) \cos \theta_t - e_1 \dot{\theta}_t. \end{aligned} \quad (12)$$

其中 ψ 和 s 为误差动态方程的虚拟输入.

设计虚拟控制输入, 即期望艏摇角为

$$\psi_d = \arctan(-e_2/\Delta) - \arctan(v/u) + \theta_t, \quad (13)$$

$$\dot{s} = \left(\frac{\Delta U}{\sqrt{e_2^2 + \Delta^2}} + \delta_1 e_1 \right) / \sqrt{x'_d{}^2 + y'_d{}^2}. \quad (14)$$

其中: $\Delta > 0$, $\delta_1 > 0$ 为设计参数; $U = \sqrt{u^2 + v^2}$.

利用式 (11)~(14) 可得位置跟踪系统闭环误差方

程为

$$\dot{e}_1 = -\delta_1 e_1 + \dot{\theta}_t e_2, \quad (15)$$

$$\dot{e}_2 = -\frac{U e_2}{\sqrt{e_2^2 + \Delta^2}} - \dot{\theta}_t e_1. \quad (16)$$

为了设计实际控制输入纵向推力 τ_u 和转舵力矩 τ_r , 首先定义

$$z_1 = \psi - \psi_d, \quad (17)$$

$$Z_2 = (u - \alpha_1, v - \alpha_2, r - \alpha_3)^T. \quad (18)$$

记 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3]^T \in R^3$, 中间输入量设计为

$$\alpha_1 = u_d, \quad (19)$$

$$\alpha_3 = -k_1 z_1 + \dot{\psi}_d, \quad (20)$$

α_2 满足如下动态方程:

$$m_{22} \dot{\alpha}_2 = -m_{11} u \alpha_3 - d_{22} \alpha_2 + k_{22} (v - \alpha_2) + (-\hat{\tau}_{wx} \sin \psi + \hat{\tau}_{wy} \cos \psi). \quad (21)$$

其中: m_{11}, m_{22}, d_{22} 分别对应模型参数 M 和 D 中的对应项; k_{22} 为控制参数 K_2 中的对应项; $\hat{\tau}_{wx}, \hat{\tau}_{wy}$ 为未知海流干扰的估计值^[7].

对式 (17) 两边求一阶导数可得

$$\dot{z}_1 = r - \dot{\psi}_d. \quad (22)$$

结合式 (20) 和 (22), 经整理可得

$$\dot{z}_1 = \mathbf{h}^T (Z_2 + \alpha) - \dot{\psi}_d = -k_1 z_1 + \mathbf{h}^T Z_2, \quad (23)$$

其中 $\mathbf{h} = [0, 0, 1]^T$.

对式 (18) 两边求一阶导数, 并结合 AUV 模型 (2) 的动力学方程, 经整理可得

$$\begin{aligned} M \dot{Z}_2 &= M(\dot{\nu} - \dot{\alpha}) = \\ &\tau + J(\psi)^T \tau_w - C(\nu)(Z_2 + \alpha) - \\ &D(\nu)(Z_2 + \alpha) - M \dot{\alpha} = \\ &\tau + J(\psi)^T \tau_w - (C(\nu) + D(\nu)) Z_2 - \\ &C(\nu) \alpha - D(\nu) \alpha - M \dot{\alpha}. \end{aligned} \quad (24)$$

定义

$$f(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = C(\nu) \alpha + D(\nu) \alpha + M \dot{\alpha}, \quad (25)$$

记 $f(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = [f_u, f_v, f_r]^T$. 对 $f(\nu, \alpha, \dot{\alpha})$ 函数采用模糊神经网络进行在线学习逼近, 则有

$$f(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = W^T \gamma(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) + \varepsilon_1. \quad (26)$$

其中: ε_1 为模糊神经网络逼近误差; W 为理想的模糊神经网络权值参数.

设计输入控制量为

$$\tau = \hat{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) - \mathbf{h} z_1 - K_2 Z_2 - J(\psi)^T \hat{\tau}_w, \quad (27)$$

$$\dot{\hat{W}} = K(-\gamma(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) Z_2^T), \quad (28)$$

$$\hat{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = \hat{W}^T \gamma(\nu, \alpha, \dot{\alpha}), \quad (29)$$

其中 $\hat{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = [\hat{f}_u, \hat{f}_v, \hat{f}_r]^T$.

干扰估计的自适应率设计为

$$\dot{\hat{\tau}}_w = \Gamma [J(\psi) Z_2 - K_3 (\hat{\tau}_w - \tau_{w0})]. \quad (30)$$

结合式 (24), (26) 和 (27) 可得闭环误差动力学方程为

$$\begin{aligned} M \dot{Z}_2 &= -(K_2 + D(\nu) + C(\nu)) Z_2 - \mathbf{h} z_1 + \\ &\tilde{f} - \varepsilon_1 - J(\psi)^T \tilde{\tau}_w, \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) &= \hat{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) - W^T \gamma(\nu, \alpha, \dot{\alpha}) = \\ &\tilde{W}^T \gamma(\nu, \alpha, \dot{\alpha}), \end{aligned} \quad (32)$$

$$\tilde{W} = \hat{W} - W, \quad (33)$$

$$\tilde{\tau}_w = \hat{\tau}_w - \tau_w. \quad (34)$$

其中: $\hat{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha})$ 为 $f(\nu, \alpha, \dot{\alpha})$ 的估计值; $\tilde{f}(\nu, \alpha, \dot{\alpha})$ 为估计误差; \hat{W} 为矩阵 W 的估计值; K_2, K_3, Γ 为增益矩阵, 满足 $K_2 = K_2^T > 0, K_3 = K_3^T > 0, \Gamma = \Gamma^T > 0$, $\hat{\tau}_w$ 为未知海流干扰 τ_w 的估计值.

定理 1 假设未知海流干扰 τ_w 和模糊神经网络逼近误差 ε_1 均满足有界条件 $\|\tau_w\| \leq \tau_d, \|\varepsilon_1\| \leq \varepsilon_d$, 如果控制输入为式 (27), 模糊神经网络权值自适应率为式 (28), 未知外力干扰自适应率为式 (30), 则跟踪误差 (e_1, e_2) 将最终趋向于零, 式 (36) 中所有信号一致最终有界.

定理 2 假设

$$\begin{aligned} \|z_1\| &> \sqrt{\bar{\tau}_w / \xi_1}, \quad \|Z_2\| > \sqrt{\bar{\tau}_w / \xi_2}, \\ \|\tilde{\tau}_w\| &> \sqrt{\frac{2\bar{\tau}_w}{\lambda_{\min}(K_3)}}. \end{aligned} \quad (35)$$

其中

$$\bar{\tau}_w = 1/2 \lambda_{\min}(K_3) \|\tau_{w0} - \tau_w\|^2 + 1/2 \varepsilon_{1d}^2;$$

$\lambda_{\min}(\bullet)$ 表示矩阵 (\bullet) 的最小特征值. 当上述假设任一条件满足时, 如果选取评价信号的范数为

$$\|z_R\|^2 = p_1^2 z_1^2 + \|P_2 Z_2\|^2, \quad p_1 \in R, \quad P_2 \in R^{3 \times 3},$$

且 $P_2 = P_2^T$ 为评价参数, 干扰信号的范数为 $\|\varepsilon_1\|$, 其中 p_1, P_2 满足

$$k_1 - \frac{1}{2} p_1^2 = \xi_1, \quad \lambda_{\min}(\bar{D}) - 1/2 + 1/2 \|P_2\|_F^2 = \xi_2,$$

$\xi_1 > 0, \xi_2 > 0$ 为给定常数; $\bar{D} = D + K_2$, 则满足式 (27), (28) 和 (30) 的控制器是系统 (2), (11) 和 (12) 的 L_2 增益鲁棒控制器.

定理 1 和定理 2 的证明过程详见下面稳定性分析.

3 稳定性分析

定义 Lyapunov 函数为

$$\begin{aligned} V_1 &= \frac{1}{2} z_1^2 + \frac{1}{2} Z_2^T M Z_2 + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T K^{-1} \tilde{W}) + \\ &\frac{1}{2} \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1} \tilde{\tau}_w. \end{aligned} \quad (36)$$

对上式两边求导可得

$$\dot{V}_1 = z_1 \dot{z}_1 + Z_2^T M \dot{Z}_2 + \text{tr}(\tilde{W}^T K^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\tau}}_w, \quad (37)$$

将其代入式(23)和(24)可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & z_1(-k_1 z_1 + \mathbf{h}^T Z_2) + Z_2^T(\tau + J(\psi)^T \tau_w - \\ & (C(\nu) + D(\nu))Z_2 - C(\nu)\alpha - D(\nu)\alpha - \\ & M\dot{\alpha}) + K^{-1}\text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\tau}}_w. \end{aligned} \quad (38)$$

由于 $C(\nu)$ 满足式(4), 易知 $Z_2^T C(\nu)Z_2 = 0$, 且代入式(27), (29), (32)和(34), 经整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^2 - Z_2^T(D + K_2)Z_2 + Z_2^T(\hat{f} - \\ & C\alpha - D\alpha - M\dot{\alpha}) + K^{-1}\text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \\ & \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1}(\dot{\tilde{\tau}}_w - \Gamma J Z_2). \end{aligned} \quad (39)$$

由式(25)和(26), 上式经整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^2 - Z_2^T(D + K_2)Z_2 + Z_2^T(\hat{f} - W^T \gamma - \\ & \varepsilon_1) + K^{-1}\text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1}(\dot{\tilde{\tau}}_w - \Gamma J Z_2). \end{aligned} \quad (40)$$

将其代入式(32)可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^2 - Z_2^T(D + K_2)Z_2 + Z_2^T(\tilde{W}^T \gamma - \\ & \varepsilon_1) + K^{-1}\text{tr}(\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\tau}_w^T \Gamma^{-1}(\dot{\tilde{\tau}}_w - \Gamma J Z_2). \end{aligned} \quad (41)$$

由式(28)和(30), 上式经整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^2 - Z_2^T(K_2 + D)Z_2 - Z_2^T \varepsilon_1 - \\ & \tilde{\tau}_w^T K_3(\hat{\tau}_w - \tau_{w0}), \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & -k_1 \|z_1\|^2 - \lambda_{\min}(\bar{D})\|Z_2\|^2 - Z_2^T \varepsilon_1 - \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tilde{\tau}_w\|^2 + \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tau_{w0} - \tau_w\|^2, \end{aligned} \quad (43)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & -k_1 \|z_1\|^2 - \lambda_{\min}(\bar{D})\|Z_2\|^2 - Z_2^T \varepsilon_1 - \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tilde{\tau}_w\|^2 - \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{W}^T K^{-1} \tilde{W}) + \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\max}(K^{-1})\|\tilde{W}\|_F^2 + \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tau_{w0} - \tau_w\|^2 \leq -\mu V_1 + \rho, \end{aligned} \quad (44)$$

其中 $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数.

$$\mu = \min \left\{ 2k_1, \frac{2\lambda_{\min}(\bar{D})}{\lambda_{\max}(M)}, 1, \frac{\lambda_{\min}(K_3)}{\lambda_{\max}(\Gamma^{-1})} \right\},$$

$$\begin{aligned} \rho = & \frac{1}{2}\lambda_{\max}(K^{-1})\|\tilde{W}\|_F^2 + \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tau_{w0} - \tau_w\|^2 + \|Z_2^T \varepsilon_1\|, \end{aligned}$$

则有

$$V_1(t) \leq (V_1(t_0) - (\rho/\mu))e^{-\mu(t-t_0)} + \rho/\mu. \quad (45)$$

由此可知 V_1 中的所有信号一致最终有界.

定义 Lyapunov 函数

$$V_2 = \frac{1}{2}e_1^2 + \frac{1}{2}e_2^2. \quad (46)$$

由式(17)可得 $\psi = z_1 + \psi_d$, 结合式(11), (12)和(42)可得

$$\dot{V}_2 = -\delta_1 e_1^2 + e_2 U \sin(\theta_r + z_1) =$$

$$-\delta_1 e_1^2 - \frac{U}{\sqrt{e_2^2 + \Delta^2}}(e_2^2 \cos(z_1) - \Delta e_2 \sin(z_1)). \quad (47)$$

存在 $t_1 \geq t_0 \geq 0$, 使 $U \geq U_{\min} > 0$, 而且存在 $t_2 \geq t_1$, 使 $|z_1| \leq |z_{1,ss}|$, 其中 $\dot{V}_2(z_{1,ss}) < 0$, 定义在 (t_1, t_2) 区间上 $\dot{V}_2 \geq 0$. 因为 $(U, \cos z_1, \sin z_1) \in L_\infty$, 所以对于从任意点出发的 $e_1(t_0), e_2(t_0)$, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $(e_1, e_2) \rightarrow 0$.

令 $V_3 = V_1 + V_2$, 设 Hamilton 函数为

$$H = \dot{V}_3 + \frac{1}{2}(\|z_R\|^2 - \gamma^2 \|\varepsilon_1\|^2), \quad (48)$$

代入式(43)和(47), 经整理可得

$$\begin{aligned} H \leq & -k_1 \|z_1\|^2 - (\lambda_{\min}(\bar{D}) - \frac{1}{2})\|Z_2\|^2 - \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tilde{\tau}_w\|^2 + \frac{1}{2}\|\varepsilon_1\|^2 + \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tau_{w0} - \tau_w\|^2 - \frac{1}{2}\gamma^2 \|\varepsilon_1\|^2 + \\ & \frac{1}{2}(p_1^2 z_1^2 + \|P_2 Z_2\|^2), \end{aligned} \quad (49)$$

$$\begin{aligned} H \leq & -\xi_1 \|z\| - \xi_2 \|Z_2\|^2 - \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tilde{\tau}_w\|^2 + \\ & \frac{1}{2}\lambda_{\min}(K_3)\|\tau_{w0} - \tau_w\|^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_{1d}^2. \end{aligned} \quad (50)$$

当满足式(35)中假设条件之一成立时, 即有

$$\dot{V}_3 \leq \frac{1}{2}\gamma^2 \|\varepsilon_1\|^2 - \frac{1}{2}\|z_R\|^2 \quad (51)$$

成立, 则动态系统的 L_2 增益小于 γ .

4 仿真实验

仿真实验采用文献[6]中的参数, 具体参数如下: $m = 185 \text{ kg}$, $I_z = 50 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $X_{\dot{u}} = -30 \text{ kg}$, $Y_{\dot{v}} = -80 \text{ kg}$, $N_{\dot{r}} = -30 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $X_u = 70 \text{ kg/s}$, $X_{u|u|} = 100 \text{ kg/m}$, $Y_v = 100 \text{ kg/s}$, $Y_{v|v|} = 200 \text{ kg/m}$, $N_r = 50 \text{ kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$, $N_{r|r|} = 100 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$.

本文考虑3个自由度都有常值海流干扰, 对上述提出的基于模糊神经网络 L_2 增益鲁棒控制方法的正确性和有效性进行验证.

4.1 模型参数精确且存在未知海流干扰跟踪实验

参考轨迹为 $x_d = 10 \sin(s/15)$, $y_d = s$; 各变量初值取

$$(x(0), y(0), \psi(0), u(0), v(0), r(0), s(0),$$

$$\hat{\tau}_{wx}(0), \hat{\tau}_{wy}(0), \hat{\tau}_{w\psi}(0)) =$$

$$(-5, 5, 0, 0.1, 0, 0, 0, 200, 0, 240);$$

海流干扰力和力矩为 $\tau_{wx} = 100 \text{ N}$, $\tau_{wy} = 80 \text{ N}$, $\tau_{w\psi} = 120 \text{ N} \cdot \text{m}$.

仿真实验主要控制器参数为 $k_1 = 1$, $K_2 = \text{diag}(500, 9000, 700)$, $K_3 = \text{diag}(0.1, 0.5, 1)$. 图2为 AUV 路径跟踪曲线图, 可以看出采用模糊神经网络 L_2 增益鲁棒跟踪控制方法, 欠驱动 AUV 位置误差逐渐减小, 实现了精确跟踪参考轨迹, 系统稳定.

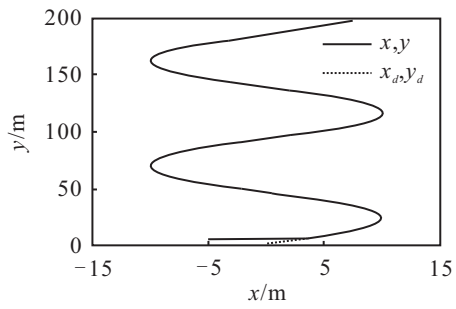


图2 AUV路径跟踪曲线

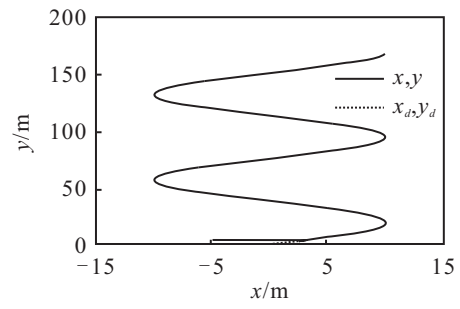
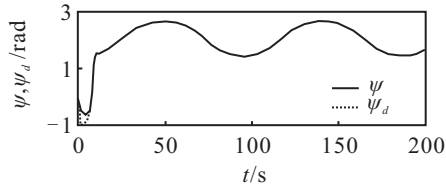
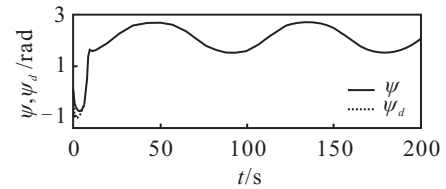


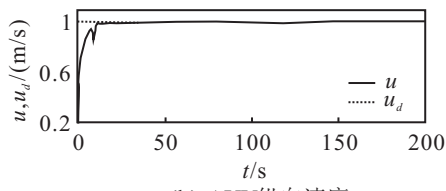
图4 10%系统参数扰动情况下的AUV路径跟踪曲线



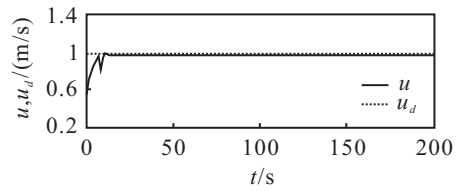
(a) AUV艏摇角跟踪曲线



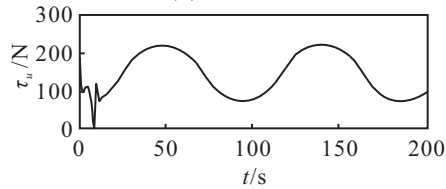
(a) AUV艏摇角跟踪曲线



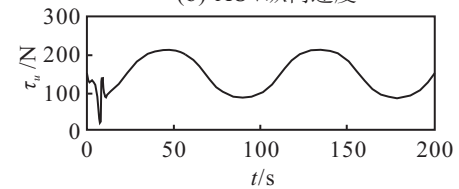
(b) AUV纵向速度



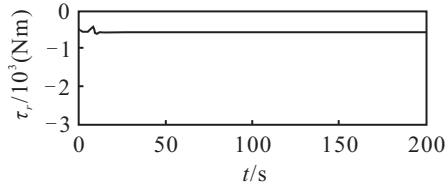
(b) AUV纵向速度



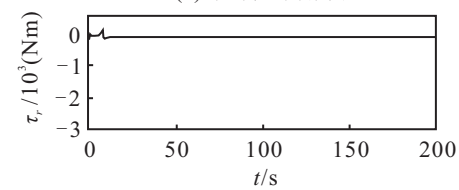
(c) 控制纵向推力



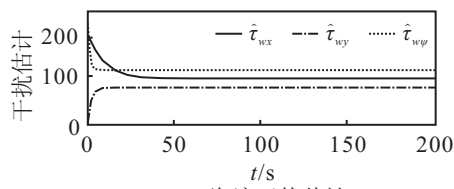
(c) 控制纵向推力



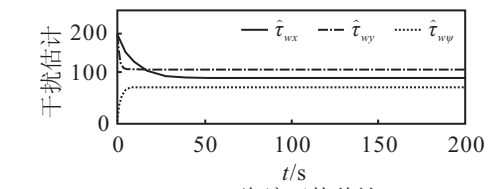
(d) 控制艏摇力矩



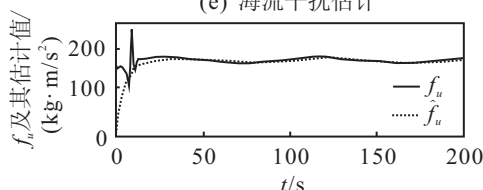
(d) 控制艏摇力矩



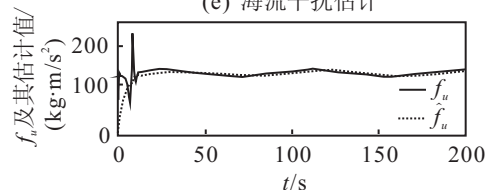
(e) 海流干扰估计



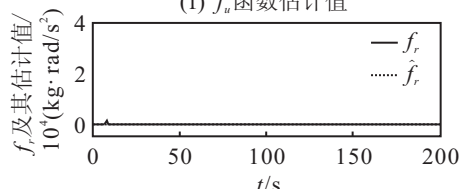
(e) 海流干扰估计



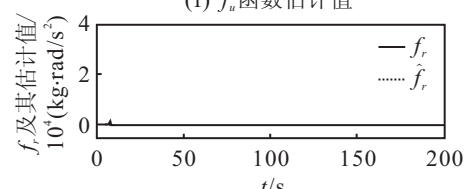
(f) f_u 函数估计值



(f) f_u 函数估计值



(g) f_r 函数估计值



(g) f_r 函数估计值

图3 精确系统参数各变量变化曲线

图5 10%系统参数扰动情况下的各变量变化曲线

图 3(a) 为艏摇角跟踪曲线, ψ_d 为运动学模型的虚拟控制量, 经过约 10 s 的跟踪, 艏摇角误差达到较小; 图 3(b) 为纵向速度值的变化曲线, 可以看出纵向速度达到给定值; 图 3(c) 为干扰估计的变化曲线, 可以看出估计值快速收敛到有限值, 估计误差有界; 图 3(f), 图 3(g) 分别为 f_u, f_r 及其估计值的变化曲线, 表明了模糊神经网络能很好地逼近模型中的不确定项.

4.2 模型参数 10% 扰动且存在未知海流干扰跟踪实验

为了进一步验证控制器对系统参数的鲁棒性, 进行了扰动跟踪实验, 假设模型参数有 10% 摄动. 所有控制设计参数与 4.1 节的控制参数相同, 参考跟踪轨迹、海流干扰、仿真时间以及各个变量初始值均与 4.1 节相同, 仿真结果如图 4 和图 5 所示. 由图 4 和图 5 可以看出, 当模型参数有扰动时, 本文提出的控制器可精确跟踪参考路径, 纵向速度达到给定值, 干扰估计值收敛到有界值, 模糊神经网络估计误差较小, 从而系统稳定. 与 4.1 节的实验结果相比较, 各个变量值略有不同, 这是由于欠驱动 AUV 的动力学模型 (2) 与参数有关, 当参数有扰动时, 相应动态方程的速度解会有影响, 导致模糊神经网络逼近值有所不同. 由式 (27) 可知, 该估计值直接影响控制输入, 导致各个变量与 4.1 节中的变量数值不同. 上述仿真结果表明, 本文所设计的模糊神经网络 L_2 增益鲁棒跟踪控制器对系统参数扰动具有良好的鲁棒性.

5 结 论

本文研究了存在未知环境干扰情况下欠驱动 AUV 的路径跟随问题, 提出了基于模糊神经网络的 L_2 增益鲁棒控制器, 证明了位置跟踪误差最终收敛于零, 闭环控制系统信号一致最终有界, 动态系统的 L_2 增益小于 γ . 通过仿真验证了该控制器在未知环境干扰作用及模型参数扰动下闭环系统的稳定性和鲁棒性. 通过理论研究和仿真实验可知, 模糊神经网络可较好地逼近欠驱动 AUV 的动力学模型中的不确定项, 基于模糊神经网络的 L_2 增益鲁棒控制器能够克服常值环境干扰及模型参数摄动的影响, 具有较好的鲁棒性和很好的跟踪效果.

参考文献(References)

[1] 王芳, 万磊, 李晔. 欠驱动 AUV 的运动控制技术综述[J]. 中国造船, 2010, 51(2): 227-241.
(Wang F, Wan L, Li Y. A survey on development of motion control for underactuated AUV[J]. Shipbuilding of China, 2010, 51(2): 227-241.)

[2] 边信黔, 程相勤, 贾鹤鸣. 基于迭代滑模增量反馈的欠驱动 AUV 地形跟踪控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(2): 289-292.
(Bian X Q, Cheng X Q, Jia H M. A bottom-following controller for underactuated AUV based on iterative sliding and increment feedback[J]. Control and Decision, 2011, 26(2): 289-292.)

[3] Aguiar A P, Hespanha J P. Logic-based switching control for trajectory-tracking and path-following of underactuated autonomous vehicles with parametric modeling uncertainty[C]. Proc of American Control Conf. Boston: MA, 2004: 1-7.

[4] Aguiar A P, Hespanha J P. Trajectory-tracking and path-following of underactuated autonomous vehicles with parametric modeling uncertainty[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2007, 52(8): 1362-1379.

[5] Lapierre L, Soetanto D. Nonlinear path-following control of an AUV[J]. Ocean Engineering, 2007, 34: 1734-1744.

[6] Repoulas F, Papadopoulos E. Planar trajectory planning and tracking control design for underactuated AUVs[J]. Ocean Engineering, 2007, 34: 1650-1667.

[7] Breivik M, Fossen T I. Path following for marine surface vessels[C]. Proc of OTO'04. Kobe: IEEE, 2004: 2282-2289.

[8] 刘杨, 郭晨, 沈智鹏. 欠驱动船舶路径跟踪的神经网络稳定自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 169-174.
(Liu Y, Guo C, Shen Z P. Stable adaptive neural network control of path following for underactuated ships[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(2): 169-174.)

[9] 俞建成, 李强, 张艾群. 水下机器人的神经网络自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 9-13.
(Yu J C, Li Q, Zhang A Q. Neural network adaptive control for underwater vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(1): 9-13.)

[10] 俞建成, 张艾群, 王晓辉. 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制[J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 840-846.
(Yu J C, Zhang A Q, Wang X H. Direct adaptive control of underwater vehicles based on fuzzy neural networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8): 840-846.)

[11] Fossen T I. Guidance and control of ocean vehicles[M]. New York: Wiley, 1994.

[12] 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
(Sun Z Q, Zhang Z X, Deng Z D. Intelligent control theory and technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997.)