

基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制

俞建成¹ 张艾群¹ 王晓辉¹ 苏立娟²

摘要 提出了基于广义动态模糊神经网络的水下机器人直接自适应控制方法, 该控制方法既不需要预先知道模糊神经结构, 也不需要预先的训练阶段, 完全通过在线自适应学习算法构建水下机器人的逆动力学模型. 首先, 本文提出了基于这种网络结构的水下机器人直接自适应控制器, 然后, 利用 Lyapunov 稳定理论, 证明了基于该控制器的水下机器人控制系统闭环稳定性, 最后, 采用某水下机器人模型仿真验证了该控制方法的有效性.

关键词 水下机器人, 模糊神经网络, 自适应控制
中图分类号 TP24

Direct Adaptive Control of Underwater Vehicles Based on Fuzzy Neural Networks

YU Jian-Cheng¹ ZHANG Ai-Qun¹ WANG Xiao-Hui¹ SU Li-Juan²

Abstract A type of direct adaptive control method based on generalized dynamic fuzzy neural networks for underwater vehicles was proposed in this paper. The proposed control method, which needs neither prior fuzzy neural networks structure knowledge nor prior training phase, could be used to build the underwater vehicles inverse-dynamic model through online adaptive learning algorithm. The underwater vehicles direct adaptive controller based on this kind fuzzy neural networks is proposed in this paper, and then the stability of the resulting underwater vehicles closed-loop control system is proved using Lyapunov stability theory. The validity of the proposed control method has been verified through computer simulation experiments using an underwater vehicle model.

Key words Underwater vehicles, fuzzy neural networks, adaptive control

1 引言

模糊神经网络控制技术得到许多学者的关注, 许多学者研究通过神经网络的学习能力来获得模糊推理规则, 实现在线学习控制器网络结构^[1]. 模糊神经网络结构可以通过训练样本^[2,3] 或者专家知识^[4] 来构建, 之后, 采用神经网络 BP 学习算法对参数进行学习调整, 这种构建模糊神经网络结构的方法在结构学习方面还是比较费时和困难的. 目前已经有学者提出了具有网络结构和参数学习自调整能力的自适应构建方法^[5~7]. Wu 提出了一种基于扩展径向基神经网络、在线自组织学习的广义动态模糊神经网络 (Generalized dynamic fuzzy neural network, GD-FNN) 学习算法, 其功能相当于 Takagi-Sugeno-Kang 模糊系统^[8,9], 该学习算法在开始时, 系统没有模糊规则, 通过学习在线产生和修剪模糊规则. Gao 利用 Wu 提出的这种广义动态模糊神经网络设计了机械手直接自适应运动控制方

法^[10], 仿真实验表明该控制方法具有较好的跟踪控制性能. Er 和 Gao 分别证明了基于这种模糊神经网络的单输入单输出和多输入多输出机械手直接自适应运动控制系统的稳定性^[11,12]. Wang 研究了基于模糊神经网络的水下机器人自适应控制, 该控制方法要求离线训练水下机器人逆动力学模型^[13].

本文在 Wu, Er 和 Gao 等人研究的基础上, 利用 GD-FNN 网络在线学习水下机器人逆动力学模型, 用于解决水下机器人的控制问题, 以提高水下机器人控制系统的灵活性和鲁棒性. 本文首先简要介绍 GD-FNN 网络结构及其学习方法, 提出基于这种网络结构的水下机器人直接自适应控制器; 然后, 基于 Lyapunov 理论对水下机器人控制系统的闭环稳定性进行分析; 最后, 通过水下机器人动力学模型进行仿真实验验证.

2 模糊神经网络结构及其学习方法

文献 [8,9] 提出的 GD-FNN 为 4 层网络结构, 其中, 第 1 层为输入层, 将输入变量传输到下一层; 第 2 层为隶属度函数层, 计算输入变量对推理规则的隶属度; 第 3 层为模糊规则集层; 第 4 层为输出层. 第 1~3 层对应于模糊推理规则的前提部分, 第 4 层对应于模糊推理规则的结论部分, 第 3 层的节点数与模糊推理规则数相同. GD-FNN 网络输出可

收稿日期 2006-6-7 收修改稿日期 2006-11-9
Received June 7, 2006; in revised form November 9, 2006
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2002AA401003) 资助
Supported by the National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2002AA401003)
1. 中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110016 2. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳 110004
1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016 2. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110004
DOI: 10.1360/aas-007-0840

表示为

$$Y = W^T \boldsymbol{\gamma} \quad (1)$$

其中, W 为模糊神经网络输出权值矩阵; $\boldsymbol{\gamma}$ 为模糊推理规则隶属度向量 (详细网络结构见文献 [8, 9]).

文献 [9] 给出的 GD-FNN 网络在线学习算法包含在线网络结构学习和在线网络参数学习两部分. 网络结构学习包括确定隶属度函数的数量、确定模糊推理规则; 网络参数学习包括前提部分参数和结论部分参数的调整. 网络结构学习过程中产生新规则有两个条件, 即系统误差大于阈值 K_e 和最小 Mahalanobis 距离大于阈值 K_{md} . 当产生一条新规则时, 必须对 GD-FNN 网络的参数重新初始化. 将当前输入的训练样本作为新规则的高斯函数中心, 而高斯函数的宽度既可以采用相同宽度, 也可以根据不同训练阶段采用不同宽度. GD-FNN 网络初始权值参数的确定可以采用最小二乘法确定 (详细学习算法见文献 [9]). 文献 [9] 的机械手控制实验结果表明了该网络学习算法具有较好的实时性.

为了使 GD-FNN 网络结构更加简洁, 在网络结构学习过程中还必须对模糊规则进行修剪. 模糊规则修剪的方法很多, 本文采用平均隶属度方法^[14, 15], 即定义第 j 条模糊规则的平均隶属度为

$$S^j = \frac{\sum_{k=1}^N \gamma_j(k)}{N} \quad (2)$$

其中 N 为输入训练样本数. 则最小隶属度的规则为

$$K = \arg \min_{1 \leq j \leq N_r} S^j \quad (3)$$

如果 $S^K \leq \vartheta$, 则第 K 条规则可以被删除. 其中 ϑ 为预先设定的阈值.

3 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制

3.1 水下机器人建模

为了便于后面研究, 本文采用文献 [16] 给出的水下机器人 6 自由度空间动力学方程.

水下机器人在载体坐标系下的 6 自由度动力学方程可表示为

$$M\dot{\boldsymbol{v}} + C(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v} + D(\boldsymbol{v})\boldsymbol{v} + \boldsymbol{g}(\boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\tau}_d = \boldsymbol{\tau} \quad (4)$$

$$\dot{\boldsymbol{\eta}} = J(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{v} \quad (5)$$

其中, M 为惯性矩阵, 包括附加质量; $C(\boldsymbol{v})$ 为向心力和科氏力矩阵, 包括附加质量产生的向心力和科氏力; $D(\boldsymbol{v})$ 为水动力阻力和升力矩阵; $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\eta})$ 为恢复力和力矩向量; $\boldsymbol{\tau}_d$ 为外界干扰力和力矩向

量; $J(\boldsymbol{\eta})$ 为转换矩阵; $\boldsymbol{\eta}$ 表示水下机器人位置和姿态向量; \boldsymbol{v} 表示水下机器人在载体坐标系下的速度向量; $\boldsymbol{\tau}$ 表示作用在水下机器人载体坐标系下的控制量向量. 载体坐标系下, 水下机器人动力学模型具有如下特性: $M = M^T > 0$, $\dot{M} = 0$; $C(\boldsymbol{v}) = -C^T(\boldsymbol{v})$; $D(\boldsymbol{v}) > 0$.

水下机器人在惯性坐标系下的 6 自由度空间动力学方程为

$$M_\eta(\boldsymbol{\eta})\ddot{\boldsymbol{\eta}} + C_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta})\dot{\boldsymbol{\eta}} + D_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta})\dot{\boldsymbol{\eta}} + \boldsymbol{g}_\eta(\boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\tau}_{d\eta} = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{\tau} \quad (6)$$

其中,

$$M_\eta(\boldsymbol{\eta}) = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})MJ^{-1}(\boldsymbol{\eta}),$$

$$C_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta}) = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})[C(\boldsymbol{v}) - MJ^{-1}(\boldsymbol{\eta})\dot{J}(\boldsymbol{\eta})]J^{-1}(\boldsymbol{\eta}),$$

$$D_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta}) = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})D(\boldsymbol{v})J^{-1}(\boldsymbol{\eta}),$$

$$\boldsymbol{g}_\eta = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\eta}), \boldsymbol{\tau}_{d\eta} = J^{-T}(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{\tau}_d.$$

$$\boldsymbol{v} = J^{-1}(\boldsymbol{\eta})\dot{\boldsymbol{\eta}} \quad (7)$$

$$\dot{\boldsymbol{v}} = J^{-1}(\boldsymbol{\eta})[\ddot{\boldsymbol{\eta}} - \dot{J}(\boldsymbol{\eta})J^{-1}\dot{\boldsymbol{\eta}}] \quad (8)$$

惯性坐标系下水下机器人动力学模型有如下特性: $M_\eta(\boldsymbol{\eta}) = M_\eta^T(\boldsymbol{\eta}) > 0$, $\dot{M}_\eta(\boldsymbol{\eta}) \neq 0$; $C_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta}) \neq -C_\eta^T(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta})$; $D_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta}) > 0$; $\boldsymbol{\iota}^T [\dot{M}_\eta(\boldsymbol{\eta}) - 2C_\eta(\boldsymbol{v}, \boldsymbol{\eta})]\boldsymbol{\iota} = 0, \forall \boldsymbol{\iota} \in \mathbf{R}^6$.

3.2 控制器设计

假设水下机器人的期望运动状态有界, 即

$$\left\| \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_d^T & \dot{\boldsymbol{\eta}}_d^T & \ddot{\boldsymbol{\eta}}_d^T \end{bmatrix}^T \right\| \leq \eta_B \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\eta}_d$ 为惯性坐标系下的期望位置向量; $\dot{\boldsymbol{\eta}}_d$ 为惯性坐标系下的期望速度向量; $\ddot{\boldsymbol{\eta}}_d$ 为惯性坐标系下的期望加速度向量; η_B 为正常数.

定义水下机器人滤波跟踪误差为

$$\boldsymbol{s} = \dot{\boldsymbol{\eta}} + \lambda\tilde{\boldsymbol{\eta}} \quad (10)$$

其中, $\tilde{\boldsymbol{\eta}} = \boldsymbol{\eta}_d - \boldsymbol{\eta}$, $\dot{\tilde{\boldsymbol{\eta}}} = \dot{\boldsymbol{\eta}}_d - \dot{\boldsymbol{\eta}}$, λ 为正常数.

将式 (10) 表示成如下形式

$$\boldsymbol{s} = \dot{\boldsymbol{\eta}}_r - \dot{\boldsymbol{\eta}} \quad (11)$$

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_r = \dot{\boldsymbol{\eta}}_d + \lambda\tilde{\boldsymbol{\eta}} \quad (12)$$

其中 $\dot{\boldsymbol{\eta}}_r$ 为惯性坐标系下的虚拟参考路径.

虚拟参考路径满足如下关系

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_r = J(\boldsymbol{\eta})\boldsymbol{v}_r \quad (13)$$

$$\dot{\mathbf{v}}_r = J^{-1}(\boldsymbol{\eta}) \left[\ddot{\boldsymbol{\eta}}_r - \dot{J}(\boldsymbol{\eta}) J^{-1}(\boldsymbol{\eta}) \dot{\boldsymbol{\eta}}_r \right] \quad (14)$$

对式 (11) 两边求一阶导数, 并将水下机器人的空间动力学方程代入, 整理得水下机器人系统的误差动力学为

$$\begin{aligned} M_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\mathbf{s}} &= M_{\boldsymbol{\eta}} \ddot{\boldsymbol{\eta}}_r - M_{\boldsymbol{\eta}} \ddot{\boldsymbol{\eta}} \\ &= -(D_{\boldsymbol{\eta}} + C_{\boldsymbol{\eta}}) \mathbf{s} + J^{-T} [M \dot{\mathbf{v}}_r + C(\mathbf{v}) \mathbf{v}_r + \\ &\quad D(\mathbf{v}) \mathbf{v}_r + \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\tau}] \end{aligned} \quad (15)$$

整理过程中应用了如下关系式

$$\begin{aligned} M_{\boldsymbol{\eta}} \ddot{\boldsymbol{\eta}}_r + C_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\boldsymbol{\eta}}_r + D_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\boldsymbol{\eta}}_r + \mathbf{g}_{\boldsymbol{\eta}} &= \\ J^{-T} (M \dot{\mathbf{v}}_r + C \mathbf{v}_r + D \mathbf{v}_r + \mathbf{g}) \end{aligned} \quad (16)$$

定义

$$f(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) = M \dot{\mathbf{v}}_r + C(\mathbf{v}) \mathbf{v}_r + D(\mathbf{v}) \mathbf{v}_r + \mathbf{g}(\boldsymbol{\eta}) \quad (17)$$

采用 GD-FNN 网络对函数 $f(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta})$ 进行在线学习逼近, 则

$$f(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) = W^T \boldsymbol{\gamma}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (18)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为函数逼近误差, 且 $\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \leq \varepsilon_N$, ε_N 为正常数; W 为理想的 GD-FNN 网络权值参数.

设计输入控制量为

$$\boldsymbol{\tau} = \hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + J^T K_d \mathbf{s} + \boldsymbol{\alpha} \quad (19)$$

$$\dot{\hat{W}} = \mathbf{g}(\boldsymbol{\gamma}, \mathbf{s}, \hat{W}) \quad (20)$$

$$\hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) = \hat{W}^T \boldsymbol{\gamma}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) \quad (21)$$

将式 (17)、(19) 和 (21) 代入式 (15), 得系统闭环误差动力学方程为

$$\begin{aligned} M_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\mathbf{s}} &= -(D_{\boldsymbol{\eta}} + K_d) \mathbf{s} - C_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} + \\ &\quad J^{-T} [\tilde{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\alpha}] \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) &= W^T \boldsymbol{\gamma}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) - \hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) \\ &= \tilde{W}^T \boldsymbol{\gamma}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\tilde{W} = W - \hat{W} \quad (24)$$

其中, $\tilde{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta})$ 为估计误差; $\hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta})$ 为函数 $f(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta})$ 的估计值; \hat{W} 为矩阵 W 的估计值; K_d 为增益矩阵, 满足 $K_d = K_d^T > 0$; $\boldsymbol{\alpha}$ 为鲁棒控制项, 用于增强控制系统对神经网络逼近误差和

外界干扰的鲁棒性. 图 1 为基于 GD-FNN 网络水下机器人直接自适应控制原理图, 从图中可以看出, 该控制器由模糊神经网络控制项 $\hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta})$ 、PD 控制项 $J^T K_d \mathbf{s}$ 和鲁棒控制项 $\boldsymbol{\alpha}$ 组成.

3.3 稳定性分析

要保证控制系统的稳定性, GD-FNN 网络必须收敛, 要求 GD-FNN 网络的参数必须有界. 由式 (1) 可知, 如果网络输出权值参数 W 有界, 那么 GD-FNN 网络的输出必然有界. 定义网络输出权值参数 W 的约束集 Γ 为

$$\Gamma \triangleq \{\|w_k\| \leq \|w_k(0)\| \quad k = 1, \dots, N_0\} \quad (25)$$

定义

$$B = J^{-1} \mathbf{s} = [b_1, b_2, \dots, b_{N_0}]^T \quad (26)$$

定义网络权值参数自适应率为式 (27) (见下页), 其中, κ 为正常数.

定理 1^[12]. 如果初始网络权值参数满足 $w_k(0) \in \Gamma$, 采用网络权值自适应率 (27), 那么权值参数满足 $w_k(t) \in \Gamma, \forall t > 0$.

证明见文献 [12].

定理 2. 假设水下机器人期望轨迹满足有界条件, 未知外力干扰 $\boldsymbol{\tau}_d$ 和神经网络逼近误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 均为零, 如果控制输入为

$$\boldsymbol{\tau} = \hat{f}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + J^T K_d \mathbf{s} \quad (28)$$

神经网络权值自适应率为式 (27), 那么, 跟踪误差 $\mathbf{s}(t)$ 将最终趋向于零.

证明. 满足假设条件, 并采用控制输入式 (28), 则系统闭环误差动力学为

$$\begin{aligned} M_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\mathbf{s}} &= -(D_{\boldsymbol{\eta}} + K_d) \mathbf{s} - C_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} + \\ &\quad J^{-T} \tilde{W}^T \boldsymbol{\gamma}(\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) \end{aligned} \quad (29)$$

定义 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} \mathbf{s}^T M_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} + \frac{1}{2} \kappa^{-1} \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \tilde{W} \right\} \quad (30)$$

对时间求导, 得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} \left(\dot{\mathbf{s}}^T M_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} + \mathbf{s}^T M_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\mathbf{s}} + \mathbf{s}^T \dot{M}_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} \right) + \\ &\quad \kappa^{-1} \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \right\} \end{aligned} \quad (31)$$

由于 $\mathbf{s}^T (\dot{M}_{\boldsymbol{\eta}} - 2C_{\boldsymbol{\eta}}) \mathbf{s} = 0$, $\dot{\mathbf{s}}^T M_{\boldsymbol{\eta}} \mathbf{s} = \mathbf{s}^T M_{\boldsymbol{\eta}} \dot{\mathbf{s}}$, 整理式 (31) 得式 (32).

当式 (27) 第 1 个条件满足时, 证明过程如式 (33) 所示;

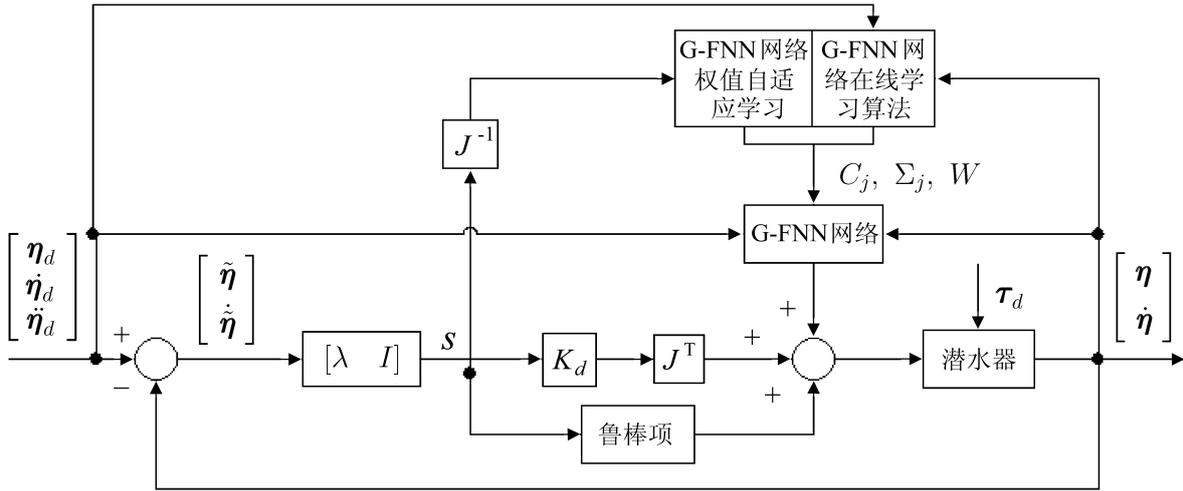


图 1 基于 GD-FNN 网络水下机器人直接自适应控制原理图

Fig. 1 Principle scheme of direct adaptive control of underwater vehicles based on GD-FNN

$$\dot{w}_k = \begin{cases} \kappa \gamma b_k & \text{若 } (\|w_k\| < \|w_k(0)\|) \text{ 或 } (\|w_k\| = \|w_k(0)\| \text{ 且 } w_k^T \gamma b_k \leq 0) \\ \kappa \left(I - \frac{w_k w_k^T}{\|w_k\|^2} \right) \gamma b_k & \text{若 } (\|w_k\| = \|w_k(0)\| \text{ 且 } w_k^T \gamma b_k > 0) \end{cases} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \mathbf{s}^T (M_\eta \dot{\mathbf{s}} + C_\eta \mathbf{s}) + \kappa^{-1} \text{tr} (\tilde{W}^T \dot{\tilde{W}}) = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + (J^{-1} \mathbf{s})^T \tilde{W}^T \boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + \kappa^{-1} \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \right\} \leq \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[\boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) (J^{-1} \mathbf{s})^T + \kappa^{-1} \dot{\tilde{W}} \right] \right\} \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[\boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) (J^{-1} \mathbf{s})^T + \kappa^{-1} \dot{\tilde{W}} \right] \right\} = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[[\gamma b_1, \gamma b_2, \dots, \gamma b_{N_o}] - \kappa^{-1} [\kappa \gamma b_1, \kappa \gamma b_2, \dots, \kappa \gamma b_{N_o}] \right] \right\} = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} \leq 0 \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[\boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) (J^{-1} \mathbf{s})^T + \kappa^{-1} \dot{\tilde{W}} \right] \right\} = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[[\gamma b_1, \gamma b_2, \dots, \gamma b_{N_o}] - \right. \right. \\ & \quad \left. \left. [\gamma b_1, \gamma b_2, \dots, \gamma b_{N_o}] + \left[\frac{w_1 w_1^T}{\|w_1\|} \gamma b_1, \frac{w_2 w_2^T}{\|w_2\|} \gamma b_2, \dots, \frac{w_{N_o} w_{N_o}^T}{\|w_{N_o}\|} \gamma b_{N_o} \right] \right] \right\} = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[\frac{w_1 w_1^T}{\|w_1\|^2} \gamma b_1, \frac{w_2 w_2^T}{\|w_2\|^2} \gamma b_2, \dots, \frac{w_{N_o} w_{N_o}^T}{\|w_{N_o}\|^2} \gamma b_{N_o} \right] \right\} = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \sum_{k=1}^{N_o} \left[(w_k^* - w_k)^T \frac{w_k w_k^T}{\|w_k\|^2} \gamma b_k \right] = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \sum_{k=1}^{N_o} \left(\frac{(w_k^*)^T w_k}{\|w_k\|^2} - 1 \right) w_k^T \gamma b_k = \\ & - \mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} \leq 0 \end{aligned} \quad (34)$$

当式 (27) 第 2 个条件满足时, 证明过程如式 (34) 所示. \square

定理 3. 假设水下机器人期望轨迹满足有界条件, 未知外力干扰 τ_d 和神经网络逼近误差 ε 均满足有界条件 $\|\tau_d\| \leq d_B$ 和 $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon_N$, 如果控制输入为式 (19), 神经网络权值自适应率为式 (27), 且鲁棒项定义为

$$\alpha = (\varepsilon_N + d_B) \frac{J^{-1}s}{\|J^{-1}s\|} \quad (35)$$

那么, 跟踪误差 $s(t)$ 将最终趋向于零.

证明. 满足假设条件, 并采用控制输入式 (19), 则系统闭环误差动力学为式 (22), 定义 Lyapunov 函数为式 (30), 则证明过程如式 (36) 所示. \square

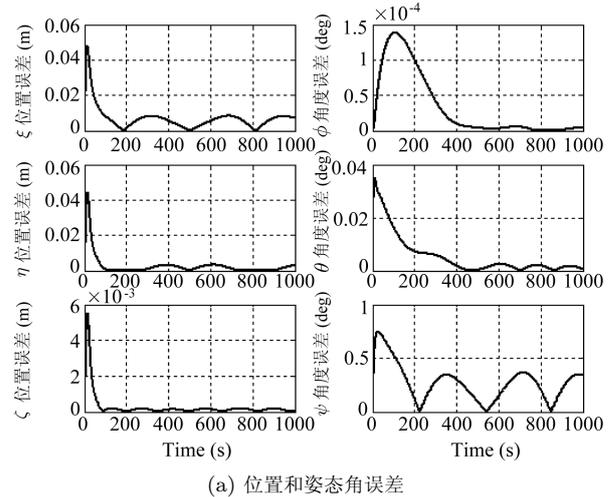
4 仿真实验

仿真实验采用某水下机器人水动力参数构建的 6 自由度动力学模型, 对上述研究的基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制方法的正确性和有效性进行验证. 验证水下机器人在动力定位状态时, 控制系统在受到慢变海流干扰条件下, 控制系统的位置保持能力, 同时, 还进行了在慢变海流干扰条件下该控制系统轨迹跟踪效果的实验研究.

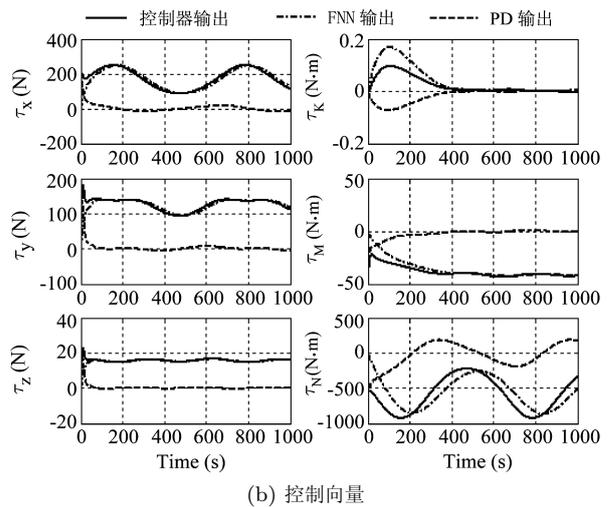
4.1 慢变海流干扰实验

慢变海流干扰实验假设水下机器人保持动力定位, 水下机器人航向角保持为 0 度. 实验过程中海流流速为 $0.5 + 0.1 \sin(0.01t)$ 节, 流向为 $50 + 10 \sin(0.01t)$ 度. 仿真实验主要控制器参数为: 高斯函数宽度确定为 0.1; $\kappa = 1000$; $K_e = 100$; $K_{md} = 0.083$; $\lambda = \text{diag}(0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1)$; $K_d = \text{diag}(2 \times 10^4 \ 2 \times 10^4 \ 2 \times 10^4 \ 3 \times 10^5 \ 3 \times 10^5 \ 3 \times 10^5)$.

图 2(a) 为慢变海流干扰实验的位置和姿态角误差曲线, 图 2(b) 为实验过程输出的控制量. 从图 2(a) 可以看出, 采用基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制方法, 水下机器人定位误差逐渐减小, 系统稳定. 经过约 100s 的学习调整, 最终位置和姿态角误差均接近于较小值. 从图 2(b) 看出, 最初控制器的输出基本由控制器中 PD 控制项提供, 随着模糊神经网络的不断学习, 最终控制器的输出基本由模糊神经网络控制项提供. 实验结果表明, 在慢变海流干扰条件下, 采用这种控制策略, 水下机器人具有较好的动力定位精度.



(a) Error of position and posture



(b) Control vector

图 2 慢变海流干扰定位实验

Fig. 2 Positioning experiments with slow-changing ocean current disturbance

4.2 跟踪控制实验

跟踪控制实验是在 4.1 节描述的慢变海流环境下进行的, 所有控制参数与 4.1 节的控制参数相同. 跟踪实验的跟踪轨迹分别为: 北向位置轨迹为 $10 \sin(0.01t)$ m; 东向位置轨迹为 $5 \sin(0.01t)$ m; 深度轨迹为 $0.01t$ m; 航向角轨迹为 $0.2 \sin(0.01t)$ 弧度. 对应的速度、加速度为相应轨迹的时间导数.

进行了 2000s 的轨迹跟踪实验后, 控制系统共生成了 17 个推理规则, 系统的学习时间约为 300s. 图 3(a) 为采用基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制策略对上述期望轨迹进行跟踪的位置和姿态角误差, 图 3(b) 为轨迹跟踪过程中控制器输出控制量. 从图 3(a) 可以看出, 随着时间推移, 水下机器人的跟踪误差逐渐减小, 表明该控制器具有较强的

$$\begin{aligned}
\dot{V} &= \mathbf{s}^T (M_\eta \dot{\mathbf{s}} + C_\eta \mathbf{s}) + \text{tr} \left(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \right) = \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + (J^{-1} \mathbf{s})^T \left[\tilde{W}^T \boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\alpha} \right] + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \right\} \leq \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + \text{tr} \left\{ \tilde{W}^T \left[\boldsymbol{\gamma} (\dot{\mathbf{v}}_r, \mathbf{v}_r, \mathbf{v}, \boldsymbol{\eta}) (J^{-1} \mathbf{s})^T + \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} \right] \right\} + (J^{-1} \mathbf{s})^T [\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\alpha}] \leq \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + (J^{-1} \mathbf{s})^T [\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\alpha}] = \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + (J^{-1} \mathbf{s})^T [\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d] - (J^{-1} \mathbf{s})^T (\boldsymbol{\varepsilon}_N + d_B) \frac{J^{-1} \mathbf{s}}{\|J^{-1} \mathbf{s}\|} = \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} + (J^{-1} \mathbf{s})^T [\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d] - \|J^{-1} \mathbf{s}\| (\boldsymbol{\varepsilon}_N + d_B) \leq \\
&= -\mathbf{s}^T (D_\eta + K_d) \mathbf{s} \leq 0
\end{aligned} \tag{36}$$

自组织和自学习能力, 对复杂的慢变海流干扰具有较强的鲁棒性. 从图 3(b) 可以看出, 在最初的学习阶段, 控制器的输出基本与 PD 控制项的输出相同. 当系统完成自学习阶段后, 控制器的输出就基本与模糊神经网络的输出保持一致.

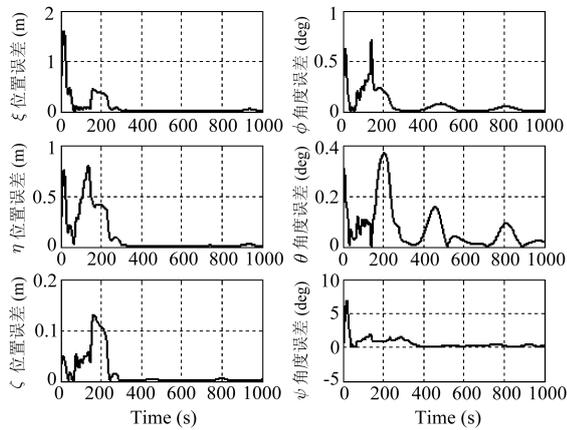
5 结论

本文研究了基于广义动态模糊神经网络水下机器人直接自适应控制问题, 提出了基于这种模糊神经网络结构的水下机器人直接自适应控制器, 证明了基于该控制器的水下机器人控制系统闭环稳定性. 仿真实验验证了这种控制策略在慢变复杂海流干扰环境下, 控制系统的稳定性和鲁棒性. 通过理论研究和仿真实验得出如下结论:

- 1) 基于模糊神经网络在线学习算法, 具有较强的自学习和自组织能力, 能够准确的逼近复杂系统模型;
- 2) 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制可以有效地学习外界复杂环境干扰, 降低干扰对水下机器人系统运动的影响, 提高水下机器人动力定位精度, 具有较强的鲁棒性;
- 3) 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制策略进行水下机器人跟踪控制, 可以获得很好的跟踪效果, 随着时间推移, 系统的跟踪误差逐渐减小.

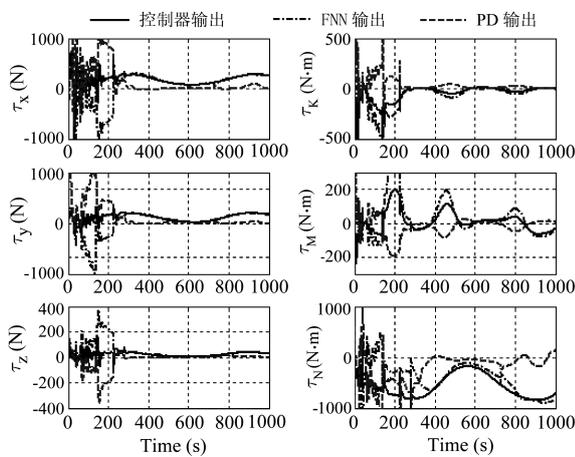
References

- 1 Linkens D A, Nyongesa H O. Learning systems in intelligent control: an appraisal of fuzzy, neural and genetic algorithm control applications. *IEE Proceedings of Control Theory and Applications*, 1996, **143**(41): 367~386
- 2 Chao C T, Chen Y J, Teng C C. Simplification of fuzzy-neural systems using similarity analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 1996, **26**(4): 344~354
- 3 Jang J S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, **23**(3): 665~684
- 4 Lin Y, Cunningham G A. A new approach to fuzzy-neural system modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, **3**(2): 190~198
- 5 Cho K B, Wang B H. Radial basis function based adaptive fuzzy systems and their applications to system identification and prediction. *Fuzzy Sets Systems*, 1996, **83**(3): 325~339



(a) 跟踪误差

(a) Tracking error



(b) 控制向量

(b) Control vector

图 3 跟踪实验

Fig. 3 Trajectory tracking experiments

- 6 Juang C F, Lin C T. An online self-constructing neural fuzzy inference network and its applications. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1998, **6**(1): 12~32
- 7 Juang C F, Lin C T. A recurrent self-organizing neural fuzzy inference network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(4): 828~845
- 8 Wu S Q, Er M J. Dynamic fuzzy neural networks-a novel approach to function approximation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 2000, **30**(2): 358~364
- 9 Wu S Q, Er M J, Gao Y. A fast approach for automatic generation of fuzzy rules by generalized dynamic fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2001, **9**(4): 578~594
- 10 Gao Y, Er M J, Yang S. Adaptive control of robot manipulators using fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2001, **48**(6): 1274~1278
- 11 Er M J, Gao Y. Robust adaptive control of robot manipulators using generalized fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2003, **50**(3): 620~628
- 12 Gao Y, Er M J. Online adaptive fuzzy neural identification and control of a class of MIMO nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2003, **11**(4): 462~477
- 13 Wang J S, Lee C S G. Self-adaptive recurrent neuro-fuzzy control of an autonomous underwater vehicle. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2003, **19**(2): 283~295
- 14 Wang J S, Lee C S G. Structure and learning in self-adaptive neural fuzzy inference systems. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2000, **2**(1): 12~22
- 15 Lee C S G, Wang J S, Yuh J. Self-adaptive neuro-fuzzy systems for autonomous underwater vehicle control. *Advanced Robotics*, 2001, **15**(5): 589~608
- 16 Yuh J. *Underwater Robotic Vehicles: Design and Control*. USA: TSI Press Series Networks, 1995. 15~40



俞建成 中国科学院沈阳自动化研究所助理研究员。2006年在中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位。主要研究方向为水下机器人导航与控制。本文通信作者。E-mail: yjc@sia.cn

(**YU Jian-Cheng** Lecturer at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph. D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2006. His research interest is navigation and control of underwater vehicles. Corresponding author of this paper.)



technique.)

张艾群 中国科学院沈阳自动化研究所研究员。主要研究方向为水下机器人总体技术。E-mail: zaq@sia.cn

(**ZHANG Ai-Qun** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest is underwater vehicles



王晓辉 中国科学院沈阳自动化研究所研究员。主要研究方向为水下机器人控制技术。E-mail: wxh@sia.cn

(**WANG Xiao-Hui** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest is control technique of underwater vehicles.)



苏立娟 东北大学硕士研究生。主要研究方向为机器人系统监测与控制。

E-mail: sulj1101@163.com

(**SU Li-Juan** Master student at Northeastern University. Her research interest is monitoring and control of robot systems.)