

水下机器人的神经网络自适应控制

俞建成¹, 李 强^{1,2}, 张艾群¹, 王晓辉¹

(1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100049)

摘要: 研究了水下机器人神经网络直接自适应控制方法, 采用Lyapunov稳定性理论, 证明了存在有界外界干扰和有界神经网络逼近误差条件下, 水下机器人控制系统的跟踪误差一致稳定有界. 为了进一步验证该水控制方法的正确性和稳定性, 利用水下机器人实验平台进行了动力定位实验、单自由度跟踪实验和水平面跟踪实验等验证实验.

关键词: 水下机器人; 神经网络; 自适应控制

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

Neural network adaptive control for underwater vehicles

YU Jian-cheng¹, LI Qiang^{1,2}, ZHANG Ai-qun¹, WANG Xiao-hui¹

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;

2. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: A neural network direct adaptive control method is studied in this paper. By using Lyapunov theory, we proved that the closed-loop tracking error of the underwater vehicle is uniformly ultimately bounded (UUB) in the presence of external bounded disturbance forces and the neural network approximation error. In order to further verify the correctness, validity and stability of the proposed underwater vehicle control system, several pool experiments were also performed using an underwater vehicle experimental platform. These experiments included dynamic positioning experiment, single-degree-of-freedom trajectory tracking experiment and trajectory experiment in horizontal plane.

Key words: underwater vehicles; neural networks; adaptive control

1 引言(Introduction)

神经网络控制理论已经在水下机器人控制系统中得到广泛的研究^[1]. Yuh用3层神经网络构造了水下机器人神经网络控制器^[2], Lorenz在Yuh的研究基础上, 对ODIN水下机器人的升沉方向控制进行实验研究^[3]. Fujii提出了水下机器人自组织神经网络控制器^[4], Ishii提出了基于虚拟训练算法的神经网络在线自适应控制策略^[5]. 邢志伟研究了在复杂海洋环境条件下, 采用多层神经网络直接自适应控制策略对水下机器人进行控制, 并进行了仿真验证实验^[6]. 近几年来, 基于Lyapunov理论的神经网络连续时间和离散时间非线性系统的稳定自适应控制得到了广泛的研究. Lewis等人首先提出基于Lyapunov稳定性理论神经网络权值调整算法, 并将其应用于解决机械手运动控制问题^[7]. Kim提出了基于径向基神经网络和多层神经网络结构的水下机器人神经网络直接自适应控制算法, 采用Lyapunov稳定性理论证明了在无外界干扰和神经网络逼近误差条件

下, 水下机器人控制系统的闭环稳定性^[8]. Jaganathan和Kuljaca分别将Lewis的研究成果用于解决水下机器人的控制问题, 证明了水下机器人控制系统的闭环稳定性, 并进行了仿真验证实验^[9,10].

本文对基于神经网络直接自适应控制策略的水下机器人控制方法进行深入研究, 采用Lyapunov稳定性理论证明了在存在外界干扰和神经网络逼近误差条件下, 水下机器人控制系统的跟踪误差一致稳定有界. 通过水下机器人实验平台的水池实验, 对该控制系统的正确性和稳定性进行了进一步验证. 水池实验是在有外界干扰条件下进行的, 主要完成了动力定位实验、单自由度跟踪实验和水平面跟踪实验等.

2 水下机器人建模(Underwater vehicles modeling)

为了便于后面研究, 本文根据参考文献[11]给出水下机器人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

$$\begin{aligned} M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) + \tau_d &= \tau, \quad (1) \\ \dot{\eta} &= J(\eta)v. \quad (2) \end{aligned}$$

其中: M 为惯性矩阵, 包括附加质量; $C(v)$ 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; $D(v)$ 为水动力阻力和升力矩阵; $g(\eta)$ 为恢复力和力矩向量; τ_d 为外界干扰力和力矩向量; $J(\eta)$ 为转换矩阵; η 表示水下机器人位置和姿态向量; v 表示水下机器人在载体坐标系下的速度向量; τ 表示作用在水下机器人载体坐标系下的控制向量。

水下机器人在惯性坐标系下的6自由度动力学方程为

$$\begin{aligned} M_\eta(\eta)\ddot{\eta} + C_\eta(v, \eta)\dot{\eta} + D_\eta(v, \eta)\dot{\eta} + \\ g_\eta(\eta) + \tau_{d\eta} = J^{-T}(\eta)\tau. \quad (3) \end{aligned}$$

其中:

$$\begin{aligned} M_\eta(\eta) &= J^{-T}(\eta)MJ^{-1}(\eta), \\ C_\eta(v, \eta) &= \\ &J^{-T}(\eta) \left[C(v) - MJ^{-1}(\eta)\dot{J}(\eta) \right] J^{-1}(\eta), \\ D_\eta(v, \eta) &= J^{-T}(\eta)D(v)J^{-1}(\eta), \\ g_\eta &= J^{-T}(\eta)g(\eta), \\ \tau_{d\eta} &= J^{-T}(\eta)\tau_d. \end{aligned}$$

3 水下机器人神经网络自适应控制(Neural networks adaptive control for underwater vehicles)

3.1 神经网络结构(Neural networks structure)

本文采用径向基神经网络来逼近水下机器人的逆动力学模型, 对于一个给定的非线性函数, 用径向基神经网络可以以任意精度全局逼近它^[12]. 神经网络隐含层节点的输出为

$$\gamma_i(X) = \frac{\exp[-\|X - C_i\|^2 / 2\sigma_i^2]}{\sum_{j=1}^J \exp[-\|X - C_j\|^2 / 2\sigma_j^2]}. \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, J$; m 为输入层节点数; J 为隐含层节点数; $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 为神经网络的输入向量; $C_i \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为第 i 个隐含层节点高斯函数的中心; σ_i 为第 i 个隐含层节点高斯函数的宽度. 神经网络的输出为

$$y_i = \sum_{j=1}^J W_{ji}\gamma_j(X), i = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

可写成矩阵形式为

$$Y = W^T\gamma. \quad (6)$$

其中: n 为输出层节点数; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为

神经网络的输出向量; $W \in \mathbb{R}^{J \times n}$ 为神经网络输出权值矩阵; $\gamma \in \mathbb{R}^{J \times 1}$ 为神经网络隐含层输出向量.

3.2 控制器设计(Design of controller)

假设水下机器人的期望运动状态有界, 即

$$\left\| \begin{bmatrix} \eta_d^T & \dot{\eta}_d^T & \ddot{\eta}_d^T \end{bmatrix}^T \right\| \leq \eta_B. \quad (7)$$

其中: η_d 为惯性坐标系下的期望位置向量; $\dot{\eta}_d$ 为惯性坐标系下的期望速度向量; $\ddot{\eta}_d$ 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

$$s = \dot{\eta} + \lambda\tilde{\eta}. \quad (8)$$

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

将式(8)表示成如下形式:

$$s = \dot{\eta}_r - \dot{\eta}, \quad (9)$$

$$\dot{\eta}_r = \dot{\eta}_d + \lambda\tilde{\eta}. \quad (10)$$

其中: $\dot{\eta}_r$ 称为惯性坐标系下的虚拟参考路径, 满足如下关系:

$$\dot{\eta}_r = J(\eta)v_r, \quad (11)$$

$$\dot{v}_r = J^{-1}(\eta)[\ddot{\eta}_r - \dot{J}(\eta)J^{-1}(\eta)\dot{\eta}_r]. \quad (12)$$

对式(9)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

$$\begin{aligned} M_\eta\dot{s} &= M_\eta\ddot{\eta}_r - M_\eta\ddot{\eta} = \\ &-(D_\eta + C_\eta)s + J^{-T}[M\dot{v}_r + C(v)v_r + \\ &D(v)v_r + g(\eta) + \tau_d - \tau]. \quad (13) \end{aligned}$$

整理过程中应用了如下关系式

$$\begin{aligned} M_\eta\ddot{\eta}_r + C_\eta\dot{\eta}_r + D_\eta\dot{\eta}_r + g_\eta = \\ J^{-T}(M\dot{v}_r + C v_r + D v_r + g). \quad (14) \end{aligned}$$

定义函数 $f(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)$ 为

$$\begin{aligned} f(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) = \\ M\dot{v}_r + C(v)v_r + D(v)v_r + g(\eta). \quad (15) \end{aligned}$$

采用径向基神经网络对函数 $f(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)$ 进行逼近, 则

$$\hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) = W^T\gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) + \varepsilon. \quad (16)$$

其中 ε 为函数逼近误差, 且满足 $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon_N$, ε_N 为正常数; W 为理想的神经网络权值矩阵, 且满足 $\|W\|_F \leq W_{\max}$.

设计输入控制量为

$$\tau = \hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) + J^T K_d s + \alpha, \quad (17)$$

$$\hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) = \hat{W}^T\gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta), \quad (18)$$

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma\gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)(J^{-1}s)^T - \kappa\Gamma\|s\|\hat{W}. \quad (19)$$

其中: $\hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)$ 为函数 $f(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)$ 的神经网络估计值, \hat{W} 为矩阵 W 的估计值; K_d 为增益矩阵, 满足 $K_d = K_d^T > 0$; α 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; $\Gamma = \Gamma^T > 0$ 为常数正定矩阵; κ 为正常数.

将式(15) (17)和(18)代入式(13), 得水下机器人控制系统闭环误差动力学为

$$M_\eta \dot{s} = -(D_\eta + K_d)s - C_\eta s + J^{-T}[\tilde{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) + \varepsilon + \tau_d - \alpha], \quad (20)$$

$$\begin{cases} \tilde{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) = W^T \gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) \\ -\hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) = \tilde{W}^T \gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta), \end{cases} \quad (21)$$

$$\tilde{W} = W - \hat{W}. \quad (22)$$

其中 $\tilde{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)$ 为估计误差.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T (M_\eta \dot{s} + C_\eta s) + \text{tr}\{\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}\} = \\ &= -s^T (D_\eta + K_d)s + (J^{-1}s)^T [\tilde{W}^T \gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) + \varepsilon + \tau_d - \alpha] + \text{tr}\{\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}\} \leq \\ &= -s^T (D_\eta + K_d)s + \text{tr}\{\tilde{W}^T [\gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta)(J^{-1}s)^T + \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}]\} + (J^{-1}s)^T [\varepsilon + \tau_d - \alpha] = \\ &= -s^T (D_\eta + K_d)s + \kappa \|s\| \text{tr}\{\tilde{W}^T (W - \tilde{W})\} + (J^{-1}s)^T [\varepsilon + \tau_d - \alpha] = \\ &= -s^T (D_\eta + K_d)s + \kappa \|s\| \text{tr}\{\tilde{W}^T (W - \tilde{W})\} + (J^{-1}s)^T [\varepsilon + \tau_d] - (J^{-1}s)^T (\varepsilon_N + d_B) \frac{J^{-1}s}{\|J^{-1}s\|} = \\ &= -s^T (D_\eta + K_d)s + \kappa \|s\| \text{tr}\{\tilde{W}^T (W - \tilde{W})\} + (J^{-1}s)^T [\varepsilon + \tau_d] - \|J^{-1}s\| (\varepsilon_N + d_B) \leq \\ &= -(D_{\eta \min} + K_{d \min}) \|s\|^2 + \kappa \|s\| \|\tilde{W}\|_F (W_{\max} - \|\tilde{W}\|_F) = \\ &= -\|s\| [(D_{\eta \min} + K_{d \min}) \|s\| + \kappa \|\tilde{W}\|_F (\|\tilde{W}\|_F - W_{\max})]. \end{aligned} \quad (25)$$

为使式(25)负定, 则式(25)方括号内表达式必须为正定, 其可化为

$$\begin{aligned} (D_{\eta \min} + K_{d \min}) \|s\| + \kappa \|\tilde{W}\|_F (\|\tilde{W}\|_F - W_{\max}) = \\ \kappa (\|\tilde{W}\|_F - W_{\max}/2)^2 - \kappa W_{\max}^2/4 + \\ (D_{\eta \min} + K_{d \min}) \|s\|. \end{aligned} \quad (26)$$

为使式(26)正定, 则必有

$$\|s\| > \frac{\kappa W_{\max}^2/4}{(D_{\eta \min} + K_{d \min})} \quad (27)$$

或

$$\|\tilde{W}\|_F > W_{\max}. \quad (28)$$

其中: $D_{\eta \min}$ 为矩阵 D_η 的最小特征值; $K_{d \min}$ 为矩阵 K_d 的最小特征值.

证毕.

定理 2 假设潜水器期望轨迹满足式(7)的有界条件, 未知外力干扰 τ_d 和神经网络逼近误差 ε 均为零, 控制量输入设计为

$$\tau = \hat{f}(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) + J^T K_d s, \quad (29)$$

3.3 稳定性分析(Stability analysis)

定理 1 假设水下机器人期望轨迹满足式(7)的有界条件, 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(17), 神经网络权值自适应率为式(19), 且鲁棒项定义为

$$\alpha = (\varepsilon_N + d_B) J^{-1}s / \|J^{-1}s\|, \quad (23)$$

那么, 跟踪误差 $s(t)$ 和权值估计误差 \tilde{W} 均一致稳定有界.

证 满足假设条件, 则系统闭环误差动力学为式(20).

定义Lyapunov函数为

$$V = \frac{1}{2} s^T M_\eta s + \frac{1}{2} \text{tr}\{\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}\}. \quad (24)$$

对式(24)求导得

神经网络权值自适应率为

$$\dot{\tilde{W}} = \Gamma \gamma(\dot{v}_r, v_r, v, \eta) (J^{-1}s)^T, \quad (30)$$

那么, 跟踪误差 $s(t)$ 将最终趋向于零, 估计权值 \hat{W} 有界[8].

证明过程见参考文献[8].

定理 3 假设潜水器期望轨迹满足式(7)的有界条件, 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(29), 神经网络权值自适应率为式(19), 那么, 跟踪误差 $s(t)$ 和权值估计误差 \tilde{W} 均一致稳定有界. 即

$$\|s\| > \frac{\kappa W_{\max}^2/4 + (\varepsilon_N + d_B)}{(D_{\eta \min} + K_{d \min})}, \quad (31)$$

$$\|\tilde{W}\|_F > W_{\max}/2 + \sqrt{W_{\max}^2/4 + (\varepsilon_N + d_B)/\kappa}. \quad (32)$$

证明参考定理1.

比较式(27)和(31)可知, 在控制输入中引入式(23)所示的鲁棒项, 可以减小控制系统的稳态

跟踪误差. 另外, 从式(27)和(31)还可以看出, 通过增大矩阵 K_d 也可以减小控制系统的稳态跟踪误差, 但是增大矩阵 K_d 就要求水下机器人系统具有足够大的驱动能力.

4 实验结果(Experiment results)

利用水下机器人实验平台进行了水池实验, 该实验平台可以实现水平面上3个自由度和升沉方向上的控制. 水下机器人水池实验采用了视觉定位系统的输出作为位置反馈, 用位置信息的差分作为运动速度测量. 实验过程中, 对神经网络的输入进行了归一化处理, 使得神经网络输入位于 $[-1, 1]$ 之间. 径向基神经网络隐含层节点数为101个, 节点高斯函数宽度 $\delta = 1$, 高斯函数中心位置通过随机函数产生, 神经网络输出层权值的初始值均为零. 控制器输入增益矩阵 $K_d = \text{diag}\{[400, 400, 200]\}$, $\lambda = 0.5$, 权值自适应学习系数 $\Gamma = \text{diag}\{[200, 200, 200]\}$.

验证实验主要进行了水平面动力定位实验、 x 方向上单自由度跟踪实验和水平面轨迹跟踪实验, 所有实验都是在有外界水流干扰条件下进行的. 动力定位实验过程中, 期望水下机器人保持的水平位置为 $x = -2.5 \text{ m}$, $y = 0.5 \text{ m}$. 图1为动力定位实验结果, 从图1中可以看出, 在有外界干扰力条件下, 水下机器人能够保持长时间定位, 最终 x 和 y 的定位偏差控制在 $\pm 5 \text{ cm}$ 范围内.

进行 x 方向上的跟踪实验时, 期望的跟踪轨迹为 $x = -3 + \sin(0.1t)$. 该实验比较了基于传统PD控制器和神经网络直接自适应控制器之间的控制效果, PD控制器的控制参数与神经网络直接自适应控制器中的PD控制项参数相同. 图2为 x 方向上跟踪实验结果, 从图2中可以看出, 神经网络自适应控制器的跟踪控制效果要明显优于PD控制器的跟踪控制效果.

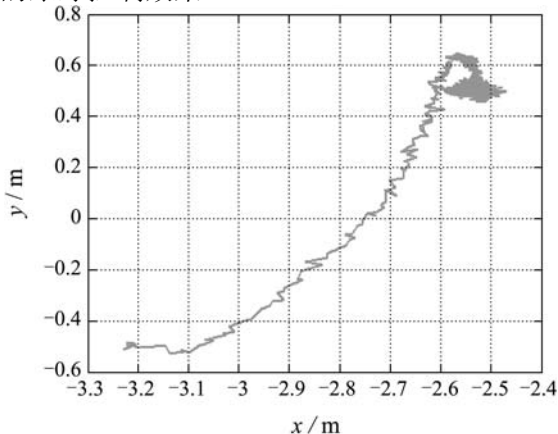


图1 动力定位实验结果

Fig. 1 Dynamic positioning experiment result

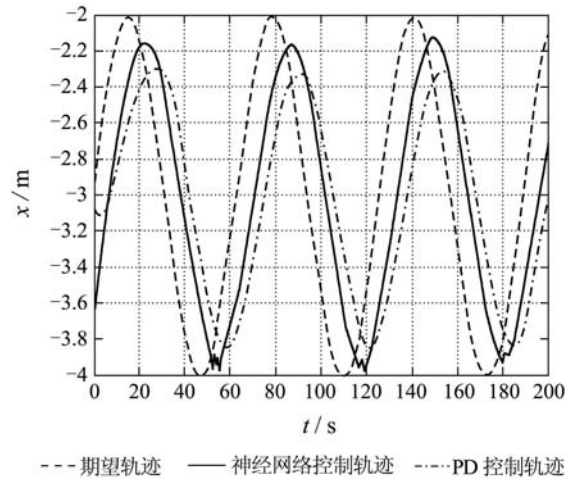


图2 x 方向上跟踪实验结果

Fig. 2 Tracking experiment result in the degree of x

在进行水平面上的跟踪实验时, 水下机器人期望的跟踪轨迹为 $x = -3 + \sin(0.05t)$, $y = 0.5 \cos(0.05t)$, m , 航向角的跟踪轨迹由 x 和 y 确定, 即航向角期望轨迹为 $\psi = \arctan(y(t)/x(t))$. 图3为水平面轨迹跟踪实验结果, 实验结果表明, 在有外界干扰条件下, 该控制器能够实现较好的多自由度跟踪控制.

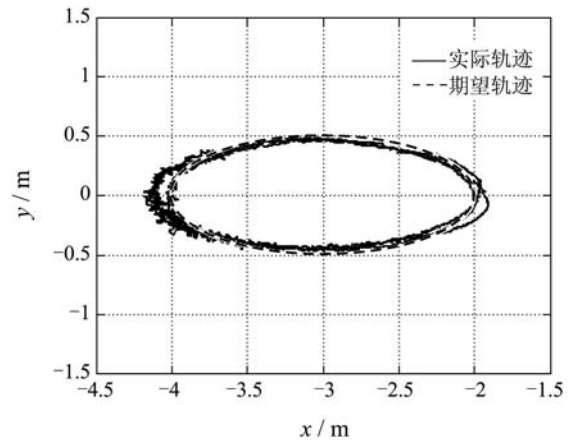


图3 水平面跟踪实验结果

Fig. 3 Tracking experiment result in horizontal plane

5 结论(Conclusion)

本文研究了基于神经网络的水下机器人自适应控制方法, 该控制方法采用径向基神经网络来逼近载体坐标系下的水下机器人逆动力学模型, 设计的控制器包括PD控制项、神经网络控制项和鲁棒控制项. 该控制器不需要预先的离线训练, 具有在线自学习能力, 在存在外界有界干扰和神经网络逼近误差条件下, 水下机器人控制系统的跟踪误差稳定有界. 水池实验进一步验证了该控制方法在有水流干扰环境下, 具有较好的控制性能.

参考文献(References):

- [1] VAN de VEN P, FLANGAN C, TOAL D. Neural network control of underwater vehicles[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, 18(5): 533 – 547.
- [2] YUH J. A neural net controller for underwater robotic vehicles[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 1990, 15(3): 161 – 166.
- [3] LORENTZ J, YUH J. A survey and experimental study of neural network AUV control[C] // *Proc of the Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*. Monterey, CA, USA: [s.n.], 1996: 109 – 116.
- [4] FUJII T, URA T. SONCS: Self-organizing neural-net-controller system for autonomous underwater robots[C]//*Proc of IEEE Int Joint Conf on Neural Networks*. Singapore: [s.n.], 1991: 1973 – 1982.
- [5] ISHII K, FUJII T, URA T. An on-line adaptation method in a neural network based control system for AUV's[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 1995, 20(3): 221 – 228.
- [6] 邢志伟. 复杂海洋环境下水下机器人控制问题研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2003.
(XING Zhiwei. *Study on control problems for underwater vehicles in complicated oceanic environment*[D]. Beijing: Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2003.)
- [7] LEWIS F L, LIU K, YESILDIREK A. Neural net robot controller with guaranteed tracking performance[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1995, 6(3): 703 – 715.
- [8] KIM M, INMAN D J. Direct adaptive control of underwater vehicles using neural networks[J]. *J of Vibration and Control*, 2003, 9(5): 605 – 619.
- [9] JAGANNATHAN S, GALAN G. One-layer neural-network controller with preprocessed inputs for autonomous underwater vehicles[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2003, 52(5): 1342 – 1354.
- [10] KULJACA O. *Intelligent neural network and fuzzy logic control of industrial and power systems*[D]. Arlington, USA: University of Texas, 2003.
- [11] FOSSEN T I. Underwater vehicle dynamics[M]//*Underwater Robotic Vehicles: Design and Control*. Albuquerque, NM: TSI Press, 1995: 15 – 40.
- [12] 董聪, 酃正能, 夏人伟, 等. 多层前向网络研究进展及若干问题[J]. *力学进展*, 1995, 25(2): 186 – 196.
(DONG Cong, LI Zhengneng, XIA Renwei, et al. Advances and problems in the study of multilayer feedforward neural networks[J]. *Advances in Mechanics*, 1995, 25(2): 186 – 196.)

作者简介:

俞建成 (1976—), 男, 副研究员, 博士, 主要从事水下机器人导航与控制研究, E-mail: yjc@sia.cn;

李强 (1980—), 男, 博士研究生, 主要从事水下机器人控制研究, E-mail: liqiang@sia.cn;

张艾群 (1959—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事水下机器人总体技术研究, E-mail: zaq@sia.cn;

王晓辉 (1968—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事水下机器人控制技术研究, E-mail: wxh@sia.cn.

下 期 要 目

- 大型复杂系统的动态SDG模型及传感器布置问题 杨帆, 萧德云
- 利用相位的自旋1/2量子系统的相干控制 丛爽, 楼越升
- 基于时间尺度的感应电机自抗扰控制器的参数整定 邵立伟, 廖晓钟, 张宇河
- 时变关联系统的分散自适应输出反馈控制 田洁, 解学军, 刘海宽
- 多机电力系统PSS参数优化新方法 郝正航, 李少波, 周杰娜, 文方
- 基于分散动态补偿的矩形广义系统的正则化与镇定 张国山
- 网络控制系统补偿器设计及稳定性分析 聂雪媛, 王恒
- 转弯机动目标的两层交互多模型跟踪算法 孙福明, 吴秀清, 王鹏伟
- 交互式遗传算法的噪声及降噪策略 周勇, 巩敦卫
- 求解连续空间优化问题的量子蚁群算法 李盼池, 李士勇
- 基于结构奇异值 μ 综合的热轧带钢AGC鲁棒控制 杨斌虎, 杨卫东, 陈连贵
- 三关节单杆体操机器人的动力学参数辨识 李祖枢, 张华, 古建功, 陈桂强
- 变论域自适应模糊控制在航机发电中的应用 郑宏, 徐红兵, 朱贵平
- 一类多通道不确定时滞大系统分散鲁棒 H_∞ 控制: LMI方法 陈宁, 张小峰, 桂卫华, 李金洲
- 电动车燃料电池控制系统 李果, 张培昌, 余达太, 毋茂盛