

多自主船协同路径跟踪的自适应动态面控制

王昊, 王丹[†], 彭周华, 孙刚

(大连海事大学轮机工程学院, 辽宁大连 116026)

摘要: 为实现多自主船含模型不确定与未知风浪流干扰下的协同路径跟踪控制, 提出了一种基于神经网络自适应动态面控制的协同路径跟踪算法. 该算法采用单隐层(SHL)神经网络逼近模型不确定性以及海洋环境干扰, 所引入的动态面设计技术显著降低了控制算法的复杂性. 同时将网络通信约束考虑在内, 通过设计分散式协同控制律有效地降低了信息通讯量. Lyapunov稳定性分析证明了闭环系统所有的状态和信号是有界的, 并且通过选择合适的设计参数可使跟踪误差为任意小. 对比仿真结果验证了所提方法的有效性.

关键词: 自主船; 协同路径跟踪; 动态面控制; 神经网络; 不确定性

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive dynamic surface control for cooperative path following of multiple autonomous surface vessels

WANG Hao, WANG Dan[†], PENG Zhou-hua, SUN Gang

(Marine Engineering College, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

Abstract: This paper addresses the cooperative path following problem of multiple autonomous surface vessels with model uncertainty and unknown disturbances induced by wind, waves and ocean currents. A cooperative path following algorithm is proposed based on the neural network adaptive dynamic surface control technique. The single hidden layer (SHL) neural network is employed to approximate the model uncertainty and ocean disturbances; the dynamic surface control technique is introduced to dramatically lower the complexity of this algorithm; and the decentralized cooperative control law is adopted to reduce the amount of communications. The Lyapunov stability analysis shows that all closed-loop signals are uniformly ultimately bounded, and a small tracking error is achieved by appropriately choosing design parameters. Comparative studies demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: autonomous surface vessels; cooperative path following; dynamic surface control; neural networks; uncertainties

1 引言(Introduction)

目前, 自主船作为人类开发和利用海洋的有效工具, 正在军用和民用方面发挥着重要的作用^[1]. 为了满足军事目的以及海洋勘探等任务的需要, 往往要求自主船在控制系统的驱动下从任意初始位置驶向期望的航行路径, 并沿此路径最终达到目的地, 这就是路径跟踪问题. 其实质主要分为两部分: 一是在空间上的路径跟踪, 二是在路径跟踪的基础上还要满足速度、加速度或路径参数的协调^[2].

目前在单个自主船的路径跟踪控制问题中, 许多学者取得了丰富的研究成果^[2-7], 文献[2]将航向控制器与路径跟踪控制器结合, 形成了混合型路径跟踪控制器; 文献[6]基于重定义输出、解析模型预测

控制与高增益观测器等技术解决了偏航角速度不可测的问题; 文献[7]提出了一种鲁棒路径跟踪控制算法, 并同时考虑了常数与时变扰动. 单个自主船在执行某些任务时必定能力有所限制, 为了提高工作效率, 许多任务需要多艘船舶来合作完成, 比如海洋搜救、海洋资源开发、远洋补给以及合作运输等, 因此研究多个自主船的协同路径跟踪控制问题越来越受到广泛的关注. 文献[8]采用了滑模控制以及混合系统的方法讨论了协同路径跟踪控制问题. 文献[9]在分析无源性理论的基础上结合网络通讯实现了多个自主船的协同路径跟踪控制. 此外, 船舶在运动中还存在着很多不确定性, 比如系统自身的未知参数以及外界的环境干扰. 文献[10]考虑了船舶自身系统

收稿日期: 2012-07-25; 收修改稿日期: 2012-12-01.

[†]通信作者. E-mail: dwangdl@gmail.com; Tel.: +86 13130415740.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074017, 61273137, 51209026); 辽宁省高等学校优秀人才支持计划资助项目(2009R06); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(017004).

当中存在未知参数的情形;文献[11]解决了自主船中含有模型参数不确定性以及航行过程中存在的洋流干扰问题。

然而,上述文献[8–11]基于backstepping的路径跟踪控制算法都存在一种缺陷,即由于对虚拟控制输入求导而导致的控制器复杂性问题,从而限制了这种方法在实际工程中的应用.庆幸的是,文献[12]首次提出了动态面方法,该方法由于在递推设计过程中采用了一阶滤波器,对虚拟控制输入进行估计,从而降低了控制算法的复杂性.随后,文献[13–14]又将动态面方法与自适应神经控制结合,提出了一种针对任意未知非线性的严格反馈三角形系统的动态面神经自适应控制方法.这些方法都有效地避免了传统backstepping方法所固有的计算膨胀问题。

受到上述研究成果的启发,本文考虑船舶自身以及航行中存在的 uncertain 因素,如未建模动态、模型参数不确定以及时变的海洋环境扰动,采用神经网络动态面设计技术进行控制器设计,同时将网络通信约束考虑在内,通过设计分散式协同控制律有效地降低了信息通讯量.与现有方法相比,本文具有以下优点: 1) 首次将动态面设计技术引入到自主船的协同路径跟踪控制问题上,相对于已有文献[8–11],简化了控制算法,并显著减少了计算量; 2) 在不确定性方面,将以往单一的模型参数不确定扩展为未建模动态、模型参数与时变扰动的总体不确定,用神经网络进行逼近,所采用的非线性参数化单隐层(single hidden layer, SHL)神经网络不需要像径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络那样考虑基函数的中心点及宽度,实现容易,并且其逼近性能好于线性参数化神经网络; 3) 所设计的协同控制率是分散式的,有效地降低了通讯量.由此设计的自适应律和控制律可以使系统达到稳定,对比仿真结果验证了该方法的有效性。

2 知识准备与问题描述(Preliminaries and problem statement)

2.1 符号说明(Notation)

\mathbb{R}^n 表示 n 维Euclidean空间, $\|\cdot\|$ 表示Euclidean范数, $|\cdot|$ 表示绝对值, $\|\cdot\|_F$ 表示Frobenius范数, $\lambda_{\max}(\cdot)$, $\lambda_{\min}(\cdot)$ 分别表示矩阵的最大与最小特征值, $\lambda_2(\cdot)$ 为第二最小特征值, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示对角阵, $\mathbf{1}_n$ 表示所有元素为1的 n 维列向量, I_n 为 n 阶单位阵。

2.2 船舶数学模型(Vessel model)

考虑一组由 $i(1 \leq i \leq n)$ 艘自主船组成的系统,它们的运动学与动力学方程^[15]分别为

$$\begin{aligned} \dot{\eta}_i &= J(\psi_i)\nu_i, \\ M_i\dot{\nu}_i &= \tau_i - C_i(\nu_i)\nu_i - D_i(\nu_i)\nu_i - \end{aligned} \quad (1)$$

$$\Delta_i(\nu_i) + \omega_i(t), \quad (2)$$

其中: $\eta_i(t) = (x_i, y_i, \psi_i)^T \in \mathbb{R}^3$ 为地球坐标系下的位置向量; $\nu_i(t) = (u_i, v_i, r_i)^T \in \mathbb{R}^3$ 为船体坐标系下的速度向量; $\tau_i = (\tau_{iu}, \tau_{iv}, \tau_{ir})^T \in \mathbb{R}^3$ 为控制输入向量; $\omega_i(t) = (\omega_{iu}, \omega_{iv}, \omega_{ir})^T \in \mathbb{R}^3$ 为时变风浪流扰动并且满足 $|\omega_i(t)| \leq \omega_{iM}$, 其中: $\omega_{iM} \in \mathbb{R}^3$ 为正常数向量; $M_i = M_i^T \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为系统惯性矩阵; $C_i(\nu_i) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为科里奥利向心力矩阵; $D_i(\nu_i) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为非线性阻尼矩阵; $\Delta_i(\nu_i) \in \mathbb{R}^3$ 为未建模动态; 矩阵

$$J_i(\psi_i) = \begin{bmatrix} \cos \psi_i & -\sin \psi_i & 0 \\ \sin \psi_i & \cos \psi_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

为船体坐标系与地球坐标系之间的转移矩阵。

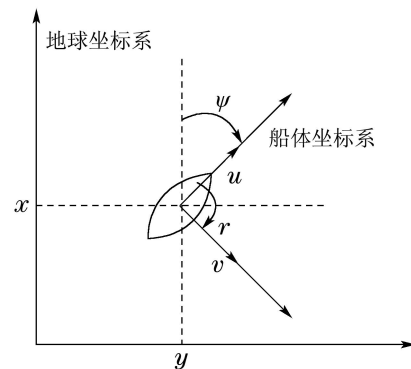


图1 惯性坐标系与船体坐标系

Fig. 1 Inertial and body-fixed coordinate frames

2.3 图论(Graph theory)

一个无向图一般表示为 $\mathcal{G} = \mathcal{G}(V, E)$. 其中: $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为节点集合. $E \subseteq V \times V$ 为任意两个节点的无序对集合, 称为边集, 边 e_{ij} 对应于网络节点之间的通讯关系, 并且满足 $e_{ij} \in E \Leftrightarrow e_{ji} \in E$. 若图中的两个节点之间有路径相连, 则称这两个节点为连通的, 若任意两个节点都是连通的, 则该图为连通图. 如果两个不同的节点处于同一条边上, 则称这两个节点为邻接. 图 \mathcal{G} 的邻接矩阵记为 $A = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 如果图中的节点 v_i, v_j 是邻接的, 则 $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$. 图 \mathcal{G} 中与节点 v_i 关联的边的条数称为度, 所组成的矩阵称为度矩阵, 记为 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$. 一个图的Laplacian矩阵定义为 $L = D - A$, L 是对称阵并且满足 $L\mathbf{1}_n = 0$, 因此0是 L 的对应于特征向量 $\mathbf{1}$ 的特征值. 如果图是连通的, 则 L 的其余特征值为正, 这意味着 L 的秩为 $n - 1$, 因此存在一个矩阵 G 使得 $L = GG^T$, 其中, $G \in \mathbb{R}^{n \times (n-1)}$, 并且满足 $G^T\mathbf{1} = 0$.

引理 1^[16] 如果 \mathcal{G} 是一个连通双向图, 则存在一个正定矩阵 Q 使得 $\theta^T L \theta = s^T Q s$, 其中: $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)^T \in \mathbb{R}^n$, $s = (s_1, \dots, s_n)^T \in \mathbb{R}^n$, $s_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}(\theta_i - \theta_j)$.

2.4 SHL神经网络(SHL neural network)

本文采用SHL神经网络^[17]在线逼近动力学方程(2)中存在的未知非线性. 一个以 x_k 为输入, y_l 为输出的3层前馈神经网络的输入输出映射关系定义如下:

$$y_l = \sum_{j=1}^{N_2} [w_{lj} \sigma(\sum_{k=1}^{N_1} \vartheta_{jk} x_k + \vartheta_{j0})] + w_{l0},$$

$$l=1, \dots, N_3, j=1, \dots, N_2, k=1, \dots, N_1,$$

其中: ϑ_{jk} 为输入层神经元 k 到隐含层神经元 j 的权值, ϑ_{j0} 为隐含层神经元 j 的偏置项, w_{lj} 为隐含层神经元 j 到输出层神经元 y_l 的权值, w_{l0} 为输出层神经元的偏置项, N_2 为隐含层神经元的个数, $\sigma(\cdot)$ 为神经元的激励函数, 简记为 σ . 通常可选的激励函数包括sigmoid函数和双曲正切函数. 为简便, 将SHL神经网络的输入输出映射关系表示如下:

$$F(x_1, \dots, x_{N_1}) = W^T \sigma(V^T \xi),$$

其中: $\xi = (1, x_1, \dots, x_{N_1})^T \in \mathbb{R}^{N_1+1}$ 为输入向量; W 为参数矩阵并满足 $\|W\|_F \leq W_M$, 其第 l 列表示为 $W_l = [w_{l0} \ w_{l1} \ \dots \ w_{lN_2}]^T$; $\sigma = [1 \ \sigma_1 \ \dots \ \sigma_{N_2}]$ 为激励函数矩阵包含所有 σ_j ; V 为参数矩阵并满足 $\|V\|_F \leq V_M$, 其第 j 列表示为

$$V_j = [\vartheta_{j0} \ \vartheta_{j1} \ \dots \ \vartheta_{jN_1}]^T.$$

根据函数逼近定理, 对于给定的连续正实函数 $f: \mathbb{R}^{N_1} \rightarrow \mathbb{R}^{N_3}$ 和任意实数 $\varepsilon_M > 0$, 存在理想权值矩阵 W 和 V 使得

$$f = W^T \sigma(V^T \xi) + \varepsilon(\xi),$$

其中: $\|\varepsilon(\xi)\| \leq \varepsilon_M$ 是误差边界; \hat{W} 和 \hat{V} 表示 W 与 V 的估计值; \tilde{W} 和 \tilde{V} 为其估计误差, 即 $\tilde{W} = \hat{W} - W$, $\tilde{V} = \hat{V} - V$. 对于给定的输入 ξ , 定义隐含层的输出误差为 $\tilde{\sigma} = \hat{\sigma} - \sigma = \sigma(\hat{V}^T \xi) - \sigma(V^T \xi)$, 于是, 整个函数的逼近误差可以表示为

$$\hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \xi) - W^T \sigma(V^T \xi) = \tilde{W}^T (\hat{\sigma} - \hat{\sigma} \hat{V}^T \xi) + \hat{W}^T \hat{\sigma}' \tilde{V}^T \xi + d_{nn},$$

其中: $\hat{\sigma}'$ 代表Jacobian矩阵, 重构误差

$$d_{nn} = -W^T [\sigma(\hat{V}^T \xi) - \hat{\sigma}(\hat{V}^T \xi)] - W^T \hat{\sigma}' (\hat{V}^T \xi) \hat{V}^T \xi + \hat{W}^T \hat{\sigma}' (\hat{V}^T \xi) \hat{V}^T \xi.$$

2.5 控制目标(Control objective)

定义 $\eta_{di}(\theta_i) = (x_{di}(\theta_i), y_{di}(\theta_i), \psi_{di}(\theta_i))^T \in \mathbb{R}^3$ 为期望的参数化路径, $\theta_i \in \mathbb{R}$ 为路径参数. 假设 $\eta_{di}(\theta_i)$ 是充分光滑的且关于 θ_i 的二阶导数 $\eta_{di}^{\theta_i^2}$ 是有界的, 其中: $\eta_{di}^{\theta_i^2} = \frac{\partial \eta_{di}^{\theta_i}}{\partial \theta_i}$, $\eta_{di}^{\theta_i} = \frac{\partial \eta_{di}}{\partial \theta_i}$, $\|\eta_{di}^{\theta_i}\| \leq \eta_{diM}^{\theta_i}$. 即存在正常数 q_{1i} 使得集合

$$\Omega_{1i} = \{[\eta_{di}^T \ \eta_{di}^{\theta_i T} \ \eta_{di}^{\theta_i^2 T}]^T : \|\eta_{di}\|^2 + \|\eta_{di}^{\theta_i}\|^2 + \|\eta_{di}^{\theta_i^2}\|^2 \leq q_{1i}\}$$

成立. 本文的控制目标是设计一种自适应协同路径跟踪控制律, 使得闭环系统中的所有信号都一致最终有界, 并且通过选择合适的设计参数能够使路径跟踪误差, 速度跟踪误差以及路径参数协同误差为任意小. 即:

- a) $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\eta_i - \eta_{di}\| \leq \epsilon_{1i}$;
- b) $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\theta}_i - v_{di}\| \leq \epsilon_{2i}$;
- c) $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\theta_i - \theta_j\| \leq \epsilon_{3i}$;

其中: $v_{di} \in \mathbb{R}$ 为参考速度, $\epsilon_{1i}, \epsilon_{2i}, \epsilon_{3i} \in \mathbb{R}$ 为较小的正常数.

注1 a)代表单个自主船的路径跟踪控制目标, 通过设计单个自主船各自的路径跟踪控制器, 使得运动能够收敛到各自的期望路径; b)和c)代表考虑通讯网络后, 多个自主船的协同控制目标, 即通过设计分散式协同控制律, 使得各个自主船分别在速度与路径参数上达到协同一致.

3 控制器设计与稳定性分析(Controller design and stability analysis)

控制器设计分为3步: 稳定单艘自主船路径跟踪误差的设计将在第1步中给出; 单艘自主船的控制律与神经网络自适应律将在第2步中给出; 协同控制律的设计将在第3步中给出.

步骤1 定义路径跟踪误差 $z_{1i} = J_i^T (\eta_i - \eta_{di})$, 对 z_{1i} 求导并联立方程(1)得到

$$\dot{z}_{1i} = \dot{J}_i^T (\eta_i - \eta_{di}) + J_i^T (\dot{\eta}_i - \eta_{di}^{\theta_i} \dot{\theta}_i). \quad (3)$$

定义速度跟踪误差 $\omega_{si} = \dot{\theta}_i - v_{di}$, 根据 $J_i^T J_i = I$,

$$\dot{J}_i = r_i J_i S, \text{ 其中 } S = -S^T = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 则式(3)为}$$

$$\dot{z}_{1i} = -r_i S z_{1i} + \nu_i - J_i^T [\eta_{di}^{\theta_i} (v_{di} + \omega_{si})]. \quad (4)$$

为了稳定 z_{1i} , 选择如下的虚拟控制律:

$$\alpha_i = -K_{1i} z_{1i} + J_i^T \eta_{di}^{\theta_i} v_{di}, \quad (5)$$

其中: $K_{1i} = \text{diag}\{k_{1i}\} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $k_{1i} \in \mathbb{R}$ 为正常数. 定义第1个Lyapunov备选函数 $V_{1i} = \frac{1}{2} z_{1i}^T z_{1i}$. 对 V_{1i} 求导联立式(4)-(5)得到

$$\dot{V}_{1i} = -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} + z_{1i}^T (\nu_i - \alpha_i) - z_{1i}^T J_i^T \eta_{di}^{\theta_i} \omega_{si}. \quad (6)$$

定义一个新的状态 $\nu_{id} \in \mathbb{R}^3$, 并引入一阶滤波器组得到 α_i 的估计

$$\gamma_i \dot{\nu}_{id} + \nu_{id} = \alpha_i, \quad (7)$$

其中 $\gamma_i \in \mathbb{R}$ 为时间常数. 令 $p_i = \nu_{id} - \alpha_i$. 定义误差变量 $z_{2i} = \nu_i - \nu_{id}$ 以及第2个Lyapunov备选函数 $V_{2i} = V_{1i} + \frac{1}{2} p_i^T p_i$. 对其求导并联立式(6)得到

$$\dot{V}_{2i} = -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} + z_{1i}^T (z_{2i} + p_i) - z_{1i}^T J_i^T \eta_{di}^{\theta_i} \omega_{si} + p_i^T \dot{p}_i. \quad (8)$$

步骤2 对 z_{2i} 求导并联立方程(2)得到

$$\begin{aligned} M_i \dot{z}_{2i} &= \tau_i - C_i(\nu_i)\nu_i - D_i(\nu_i)\nu_i - \\ &\Delta_i(\nu_i) + \omega_i(t) - M_i \dot{\nu}_{id}. \end{aligned} \quad (9)$$

定义第3个Lyapunov备选函数 $V_{3i} = V_{2i} + \frac{1}{2}z_{2i}^T M_i z_{2i}$. 其导数联立(8)满足

$$\begin{aligned} \dot{V}_{3i} &\leq -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} - z_{1i}^T J_i^T \eta_{di}^{\theta_i} \omega_{si} + p_i^T \dot{p}_i + z_{1i}^T p_i + \\ &z_{2i}^T [-C_i(\nu_i)\nu_i - D_i(\nu_i)\nu_i - \Delta_i(\nu_i) - M_i \dot{\nu}_{id} + \\ &\tau_i + z_{1i}] + |z_{2i}^T| \omega_{iM}. \end{aligned} \quad (10)$$

利用函数 $\tanh(\cdot)$ 的性质, 得到 $|z_{2i}^T| - z_{2i}^T Y(z_{2i}) \leq 0.2785\delta^T$, 其中

$$Y(z_{2i}) = \text{diag}\left\{ \frac{\tanh(z_{2i}^T)_{11}}{\delta_1}, \frac{\tanh(z_{2i}^T)_{12}}{\delta_2}, \frac{\tanh(z_{2i}^T)_{13}}{\delta_3} \right\},$$

$\delta = (\delta_1, \delta_2, \delta_3)^T$ 为正常数向量. 则式(10)可表示为

$$\dot{V}_{3i} \leq -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} - z_{1i}^T J_i^T \eta_{di}^{\theta_i} \omega_{si} + p_i^T \dot{p}_i + z_{1i}^T p_i + z_{2i}^T (f(\cdot) + \tau_i + z_{1i}) + 0.2785\delta^T \omega_{iM}, \quad (11)$$

其中 $f(\cdot) = -C_i(\nu_i)\nu_i - D_i(\nu_i)\nu_i - \Delta_i(\nu_i) - M_i \dot{\nu}_{id} + Y(z_{2i})\omega_{iM}$. 由于 $f(\cdot)$ 在实际中难以精确获得, 因此用一个SHL神经网络去逼近这部分

$$f(\cdot) = W_i^T \sigma(V_i^T \xi_i) + \varepsilon_i(\xi_i), \quad (12)$$

其中 $\xi_i = (1, \nu_i^T, \dot{\nu}_{id})^T$ 是神经网络的输入向量. 选择如下的控制律与自适应律:

$$\tau_i = -z_{1i} - K_{2i} z_{2i} - \hat{W}_i^T \sigma(\hat{V}_i^T \xi_i) + h_i, \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \dot{W}_i &= -\Gamma_{W_i} [\sigma(\hat{V}_i^T \xi_i) z_{2i}^T - \sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i) \hat{V}_i^T \xi_i z_{2i}^T + \\ &k_{W_i} \hat{W}_i], \end{aligned} \quad (14)$$

$$\dot{V}_i = -\Gamma_{V_i} [\xi_i z_{2i}^T \hat{W}_i^T \sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i) + k_{V_i} \hat{V}_i], \quad (15)$$

其中: $K_{2i} = \text{diag}\{k_{2i}\} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $k_{2i} \in \mathbb{R}$ 为正常数; $h_i = -k_{hi}(\frac{1}{2} + \|\xi_i \hat{W}_i^T \sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i)\|_F^2 + \|\sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i) \cdot \hat{V}_i^T \xi_i\|^2) z_{2i}$; $k_{hi}, \Gamma_{W_i}, \Gamma_{V_i}, k_{W_i}, k_{V_i} \in \mathbb{R}$. 将控制律(13)代入式(11)并联立式(12)可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{3i} &\leq -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} - z_{2i}^T K_{2i} z_{2i} + p_i^T \dot{p}_i + p_i^T z_{1i} - \\ &\mu_i \omega_{si} - z_{2i}^T \{-\varepsilon_i(\xi_i) - h_i + \tilde{W}_i^T [\hat{\sigma}(\hat{V}_i^T \xi_i) - \\ &\hat{\sigma}'(\hat{V}_i^T \xi_i) \hat{V}_i^T \xi_i] + \hat{W}_i^T \hat{\sigma}'(\hat{V}_i^T \xi_i) \hat{V}_i^T \xi_i + \\ &d_{inn}\} + 0.2785\delta^T \omega_{iM}, \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\mu_i = z_{1i}^T J_i^T \eta_{di}^{\theta_i}$. 定义第4个Lyapunov备选函数 $V_{4i} = V_{3i} + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{W}_i^T \Gamma_{W_i}^{-1} \tilde{W}_i) + \frac{1}{2}\text{tr}(\tilde{V}_i^T \Gamma_{V_i}^{-1} \tilde{V}_i)$. 对 V_{4i} 求导并联立式(14)–(16)得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_{4i} &\leq -z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} - z_{2i}^T K_{2i} z_{2i} + p_i^T \dot{p}_i + p_i^T z_{1i} - \\ &\mu_i \omega_{si} - z_{2i}^T [-\varepsilon_i(\xi_i) - h_i + d_{inn}] - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &k_{V_i} \text{tr}(\tilde{V}_i^T \hat{V}_i) - k_{W_i} \text{tr}(\tilde{W}_i^T \hat{W}_i) + \\ &0.2785\delta^T \omega_{iM}. \end{aligned} \quad (17)$$

步骤3 为实现多自主船的协同路径跟踪, 在单个自主船收敛于期望路径的同时, 还要使得各个自主船分别在速度与路径参数上达到协同一致, 即通过设计协同控制律使速度跟踪误差 ω_{si} 与路径参数协同误差 $\theta_i - \theta_j$ 为任意小. 因此引入通讯网络考虑对路径参数的协同. 由2.3节图论知各个自主船对应于图 \mathcal{G} 的顶点, 通讯关系对应于图 \mathcal{G} 的边, 考虑到网络通讯约束, 每艘自主船只与邻近的自主船相通讯, 因此所采取的控制是分散式的, 有效的降低了信息通讯量, 定义集合 \mathcal{N}_i 为与第 i 艘自主船相通讯的自主船集合, 选择如下的分散式协同控制律:

$$\begin{cases} \omega_{si} = -\kappa_{1i}^{-1} [\sum_{j \in \mathcal{N}_i} a_{ij} (\theta_i - \theta_j) + \mu_i] - \rho_i, \\ \dot{\rho}_i = -(\kappa_{1i} + \kappa_{2i}) \rho_i - \sum_{j \in \mathcal{N}_i} a_{ij} (\theta_i - \theta_j) - \mu_i, \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\rho_i \in \mathbb{R}^n$ 为引入的一个辅助状态, $\kappa_{1i} \in \mathbb{R}$, $\kappa_{2i} \in \mathbb{R}$ 与 $\kappa_{3i} \in \mathbb{R}$ 为正常数. 定义 $\omega_s = (\omega_{s1}, \dots, \omega_{sn})^T \in \mathbb{R}^n$, $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)^T \in \mathbb{R}^n$, $\rho_i = (\rho_{i1}, \dots, \rho_{in})^T \in \mathbb{R}^n$, $\mathcal{K}_1 = \text{diag}\{\kappa_{1i}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathcal{K}_2 = \text{diag}\{\kappa_{2i}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$. 则式(18)可表示为

$$\begin{cases} \dot{\theta} = v_{di} \mathbf{1}_n - \mathcal{K}_1^{-1} (L\theta + \mu) - \rho, \\ \dot{\rho} = -(\mathcal{K}_1 + \mathcal{K}_2) \rho - L\theta - \mu. \end{cases} \quad (19)$$

定义全局Lyapunov备选函数 $V = \frac{1}{2}\theta^T L\theta + \frac{1}{2}\rho^T \rho + \sum_{i=1}^n V_{4i}$. 对 V 求导并联立式(17)–(19)得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -\omega_s^T \mathcal{K}_1 \omega_s - \rho^T \mathcal{K}_2 \rho + \sum_{i=1}^n \{-z_{1i}^T K_{1i} z_{1i} - \\ &z_{2i}^T K_{2i} z_{2i} + p_i^T \dot{p}_i + p_i^T z_{1i} - z_{2i}^T [-\varepsilon_i(\xi_i) - \\ &h_i + d_{inn}] - k_{V_i} \text{tr}(\tilde{V}_i^T \hat{V}_i) - \\ &k_{W_i} \text{tr}(\tilde{W}_i^T \hat{W}_i) + 0.2785\delta^T \omega_{iM}\}. \end{aligned} \quad (20)$$

现在分析由被控对象(1)–(2)、控制律(13)、滤波器(7)、自适应律(14)–(15)以及分散式协同控制律(18)所组成闭环系统的稳定性. 首先提出如下定理.

定理1 考虑上述闭环系统, 对于任意给定的正数 q_{2i} , 如果初始条件满足

$$\Omega_{2i} = \{(z_{1i}, z_{2i}, p_i, \tilde{W}_i, \tilde{V}_i)^T : V \leq q_{2i}\},$$

则存在 $K_{1i}, K_{2i}, \gamma_i, \Gamma_{W_i}, \Gamma_{V_i}, k_{W_i}, k_{V_i}, \mathcal{K}_1, \mathcal{K}_2$, 使得闭环系统中的所有信号一致最终有界. 并且通过选择合适的设计参数能够使路径跟踪误差以及路径参数协调误差为任意小.

证 对 p_i 进行求导并联立式(7)可得

$$\dot{p}_i = -\frac{p_i}{\gamma_i} + B(z_{1i}, z_{2i}, \omega_{si}, p_i, \eta_{di}, \eta_{di}^{\theta_i}, \eta_{di}^{\theta_i^2}),$$

其中 $B(\cdot)$ 为连续函数.

$$B(z_{1i}, z_{2i}, \omega_{si}, p_i, \eta_{di}, \eta_{di}^{\theta_i}, \eta_{di}^{\theta_i^2}) = -K_{1i}\{rS z_{1i} - v_i - J_i^T[\eta_{di}^{\theta_i}(v_{di} + \omega_{si})] - J_i^T \eta_{di}^{\theta_i^2} v_{di} - J_i^T \eta_{di}^{\theta_i^2} v_{di}\}.$$

由于 Ω_{1i} 与 Ω_{2i} 都是紧致集合, 因此 $\Omega_{1i} \times \Omega_{2i}$ 也是紧致集合, 因而 $B(\cdot)$ 在 $\Omega_{1i} \times \Omega_{2i}$ 上有一个最大值 B_M . 此外, 利用 Young's 不等式

$$\begin{cases} |p_i^T \dot{p}_i| \leq -\frac{\|p_i\|^2}{\gamma_i} + \|p_i\|^2 + \frac{1}{4} B_M^2, \\ \|\tilde{W}_i\|_F^2 - \|\hat{W}_i\|_F^2 \leq 2\text{tr}(\tilde{W}_i^T \hat{W}_i), \\ \|\tilde{V}_i\|_F^2 - \|\hat{V}_i\|_F^2 \leq 2\text{tr}(\tilde{V}_i^T \hat{V}_i), \\ |p_i^T z_{1i}| \leq \frac{1}{2} \|p_i\|^2 + \frac{1}{2} \|z_{1i}\|^2, \\ \|z_{2i}\| \|V_i\|_F \|\xi_i \hat{W}_i^T \sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i)\|_F \leq k_{hi} \|z_{2i}\|^2 \|\xi_i \hat{W}_i^T \sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i)\|_F^2 + \frac{V_M^2}{4k_{hi}}, \\ \|z_{2i}\| \|W_i\|_F \|\sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i) \hat{V}_i^T \xi_i\| \leq k_{hi} \|z_{2i}\|^2 \|\sigma'(\hat{V}_i^T \xi_i) \hat{V}_i^T \xi_i\|^2 + \frac{W_M^2}{4k_{hi}}, \\ \|z_{2i}\| (\|W_i\|_1 + \varepsilon_M) \leq \frac{k_{hi} \|z_{2i}\|^2}{2} + \frac{(\|W_i\|_1 + \varepsilon_M)^2}{2k_{hi}}. \end{cases}$$

联立式(20)可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\lambda_{\min}(\mathcal{K}_1) \|\omega_s\|^2 - \lambda_{\min}(\mathcal{K}_2) \|\rho\|^2 + \\ & \sum_{i=1}^n \left\{ -\left(\frac{2-3\gamma_i}{2\gamma_i}\right) \|p_i\|^2 - \left[\lambda_{\min}(K_{1i}) - \frac{1}{2}\right] \|z_{1i}\|^2 - \right. \\ & \left. \lambda_{\min}(K_{2i}) \|z_{2i}\|^2 - \frac{k_{W_i}}{2} \|\tilde{W}_i\|^2 - \frac{k_{V_i}}{2} \|\tilde{V}_i\|^2 + H_i \right\}, \end{aligned} \quad (21)$$

其中

$$H_i = \frac{1}{4} B_M^2 + \frac{1}{4k_{hi}} (V_M^2 + W_M^2) + \frac{1}{k_{hi}} (W_M + \varepsilon_M)^2 + \frac{k_{V_i}}{2} V_M^2 + \frac{k_{W_i}}{2} W_M^2 + 0.2785 \delta^T \omega_{iM}.$$

选择 $\gamma_i > \frac{2}{3}$, $\lambda_{\min}(K_{1i}) > \frac{1}{2}$, 并且注意到 $\|\omega_s\| >$

$$\begin{aligned} & \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n H_i}{\lambda_{\min}(\mathcal{K}_1)}}, \text{ 或 } \|\rho\| > \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n H_i}{\lambda_{\min}(\mathcal{K}_2)}}, \text{ 或 } \|p_i\| > \\ & \sqrt{\frac{2\gamma_i H_i}{2-3\gamma_i}}, \text{ 或 } \|z_{1i}\| > \sqrt{\frac{H_i}{\lambda_{\min}(K_{1i}) - \frac{1}{2}}}, \text{ 或 } \|z_{2i}\| > \\ & \sqrt{\frac{H_i}{\lambda_{\min}(K_{2i})}}, \text{ 或 } \|\tilde{W}_i\|_F > \sqrt{\frac{2H_i}{k_{W_i}}}, \text{ 或 } \|\tilde{V}_i\|_F > \sqrt{\frac{2H_i}{k_{V_i}}} \end{aligned}$$

使得 $\dot{V} < 0$. 因此系统是稳定的, 所有信号都有界.

当 $t \rightarrow \infty$ 时, 路径跟踪误差与速度跟踪误差满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\eta_i - \eta_{di}\| \leq \epsilon_{1i}, \quad (22)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\theta}_i - v_{di}\| \leq \epsilon_{2i}, \quad (23)$$

其中:

$$\epsilon_{1i} = \sqrt{\frac{H_i}{\lambda_{\min}(K_{1i}) - \frac{1}{2}}}, \quad \epsilon_{2i} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n H_i}{\lambda_{\min}(\mathcal{K}_1)}}.$$

令 $s = L\theta$, 由式(22)-(23)有

$$\|s\| \leq \epsilon_s, \quad (24)$$

其中 $\epsilon_s = \eta_{diM} \epsilon_{1i} + \lambda_{\max}(\mathcal{K}_1) (\epsilon_{2i} + \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n H_i}{\lambda_{\min}(\mathcal{K}_2)}})$.

另外, 由于 $\frac{1}{2} \lambda_2(L) \|\theta - \text{Ave}(\theta) \mathbf{1}_n\|^2 \leq \frac{1}{2} \theta^T L \theta$,

$\text{Ave}(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i$ [18], 由引理1可得

$$\frac{1}{2} \lambda_2(L) \|\theta - \text{Ave}(\theta) \mathbf{1}_n\|^2 \leq \frac{1}{2} s^T P s. \quad (25)$$

因此联立式(24)有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\theta_i - \theta_j\| \leq \epsilon_{i3}, \quad (26)$$

其中 $\epsilon_{i3} = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(P)}{\lambda_2(L)}} \epsilon_s$, 即 $\theta_i \rightarrow \theta_j \rightarrow \text{Ave}(\theta)$, 并

且通过选择合适的设计参数能够使路径跟踪误差, 速度跟踪误差以及路径参数协同误差为任意小. 由此定理得证. 证毕.

注 2 文献[11]只考虑了系统中的线性参数化不确定性, 形如 $\phi^T f(\cdot)$, 其中 ϕ 是未知常数, $f(\cdot)$ 为已知非线性函数. 而本文的未知部分 $f(\cdot)$ 的复杂程度要高于前者, 因此文献[11]中的自适应控制方法并不能解决本文中 $f(\cdot)$ 完全未知的情况.

注 3 如果用传统的 backstepping 方法, 控制算法中将会出现虚拟控制律的导数 $\dot{\alpha}_i = K_{1i}\{rS z_{1i} - v_i - J_i^T[\eta_{di}^{\theta_i}(v_{di} + \omega_{si})] - j_i^T \eta_{di}^{\theta_i} v_{di} - J_i^T \eta_{di}^{\theta_i^2} v_{di}\}$, 由于 $\dot{\alpha}_i$ 所包含的项数众多, 这将会使控制算法复杂, 不利于实际的工程实现. 本文采用动态面技术, 通过引入了一阶滤波器, 简化了控制算法, 显著减少了计算量.

4 计算机仿真(Simulations)

考虑由3艘自主船组成的船队, 图论中的节点对应于自主船, 船与船之间的通讯关系对应于图论中

的边, 其拉普拉斯矩阵为 $L = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$. 仿真实

验中, 期望的路径为3个不同半径的同心圆; 初始速度为 $u_i(0) = v_i(0) = 0 \text{ m/s}$, $r_i(0) = 0 \text{ rad/s}$; 初始路径参数 $\theta_i(0) = 0$; 滤波器参数 $\gamma_i = 0.8$; 神经网络自

适应律参数 $k_{W_i} = k_{V_i} = 0.13$, $\Gamma_{W_i} = 1$, $\Gamma_{V_i} = 100$; 控制器增益 $K_{1i} = \text{diag}\{1, 1, 1\}$, $K_{2i} = \text{diag}\{10, 10, 10\}$; 为仿真模拟被控对象, 假设自主船的不确定性部分为

$$\begin{cases} \Delta_i(v_i) = [v_i^3 + 0.03u_i \quad u_i r_i + 0.02u_i \quad u_i r_i + 0.2r_i^2]^T, \\ \omega_i(t) = [0.9 \sin t \quad \cos(0.1t) \quad 0.5 \sin t + \cos t]^T, \\ M_i = \begin{bmatrix} 25.8 & 0 & 0 \\ 0 & 33.8 & 6.2 \\ 0 & 6.2 & 2.76 \end{bmatrix}, \\ C_i(v_i) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -33.8v_i + 6.2r_i \\ 0 & 0 & 25.8u_i \\ 33.8v_i - 6.2r_i & -25.8u_i & 0 \end{bmatrix}, \\ D_i(v_i) = \begin{bmatrix} 12 + 2.5|u_i| & 0 & 0 \\ 0 & 17 + 4.5|v_i| & 0.2 \\ 0 & 0.5 & 0.5 + 0.1|r_i| \end{bmatrix}. \end{cases}$$

路径队形如图2所示, 虚线为期望路径, 实线为实际路径, 自主船从起始点出发经过一个短暂的调整过程后, 实际路径较好地跟踪上了期望路径; 图3以范数的形式给出了神经网络逼近不确定性的误差, 其中 $\hat{f}_i(\cdot)$ 为 $f_i(\cdot)$ 的估计值, 从中可以看出逼近效果很好, 误差很小; 在分散式协调控制律的作用下, 速度跟踪误差与路径参数协同误差分别如图4-5所示. 为了显示出神经网络动态面控制方法对比传统基于模型的控制方法的不同, 图6做出了两艘船的对比如, 其中实线为第1艘自主船中加入了神经网络动态面技术后系统的输出误差, 虚线为第2艘自主船采用基于模型控制方法的系统输出误差, 由于基于神经网络动态面的控制器中包含有自适应部分, 因此能够更好的对模型不确定性进行补偿以及抑制未知扰动, 从图6也可看到前者的控制效果具有更小的稳态误差. 其中基于模型控制方法的控制器为

$$\tau_i = -z_{1i} - K_{2i}z_{2i} + C_i(v_i)v_i + D_i(v_i)v_i + \Delta_i(v_i) + M_i\dot{v}_{id} + Y(z_{2i})\omega_{iM}.$$

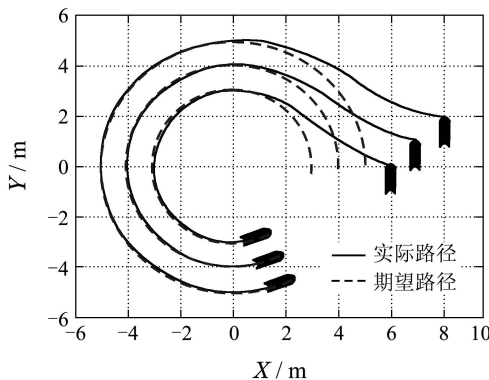


图2 路径队形图

Fig. 2 Formations of three vessels

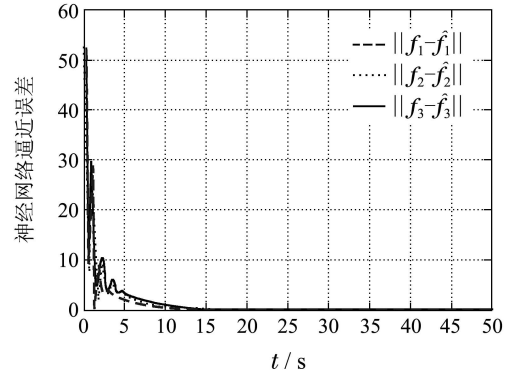


图3 神经网络逼近误差

Fig. 3 Neural network approximation errors

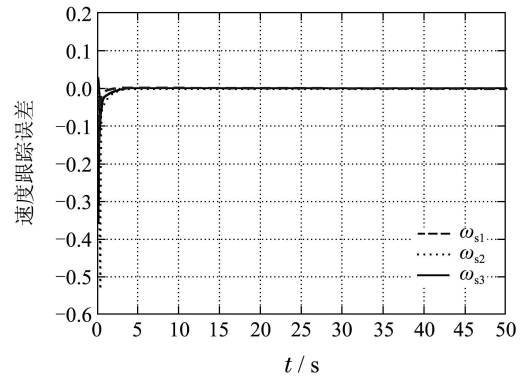


图4 速度跟踪误差

Fig. 4 Speed tracking errors

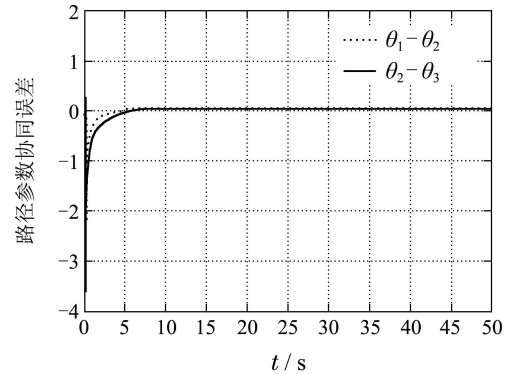


图5 路径参数协同误差

Fig. 5 Path parameters coordination errors

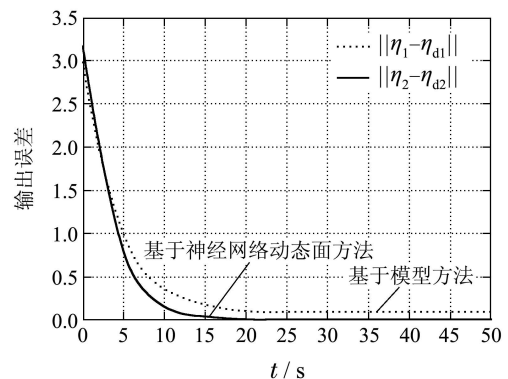


图6 基于神经网络动态面方法与基于精确模型方法的比较

Fig. 6 Performance comparison between neural network-based dynamic surface control and model-based control

5 结论(Conclusions)

本文采用动态面、图论和在线逼近的神经网络自适应技术,对多艘自主船的协同路径跟踪问题进行了研究.同时解决了路径跟踪控制器结构复杂性问题以及系统中存在的不确定性问题,并将网络通信约束考虑在内,通过设计分散式协调控制律有效地降低了信息通讯量.通过Lyapunov稳定性分析,证明了闭环系统是稳定的.仿真结果表明,与传统基于精确模型的方法对比,本文的方法可以获得更好的跟踪性能.

参考文献(References):

- [1] 施淑伟,严卫生,高剑,等.自主船非线性路径跟踪控制[J].火力与指挥控制,2011,36(1):53-55.
(SHI Shuwei, YAN Weisheng, GAO Jian, et al. Nonlinear path-following control of an autonomous surface vehicle [J]. *Fire Control and Command Control*, 2011, 36(1): 53-55.)
- [2] 王银涛,郑美云,严卫生.一种新的AUV路径跟踪控制方法[J].西北工业大学学报,2009,27(4):517-521.
(WANG Yintao, ZHENG Meiyun, YAN Weisheng. A new method of path following of AUV [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2009, 27(4): 517-521.)
- [3] 刘杨,郭晨,沈智鹏,等.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 Yang, GUO Chen, SHEN Zhipeng, et al. Stable adaptive neural network control of path following for underactuated ships [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 169-174.)
- [4] 李铁山,杨盐生,洪碧光,等.船舶航迹控制鲁棒自适应模糊设计[J].控制理论与应用,2007,24(3):445-448.
(LI Tieshan, YANG Yansheng, HONG Biguang, et al. Robust adaptive fuzzy design for ships tracking-keeping control [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(3): 445-448.)
- [5] 朱齐丹,于瑞亭,夏桂华,等.风浪流干扰及参数不确定欠驱动船舶航迹跟踪的滑模鲁棒控制[J].控制理论与应用,2012,29(7):959-964.
(ZHU Qidan, YU Ruiting, XIA Guihua, et al. Sliding-mode robust tracking control for underactuated surface vessels with parameter uncertainties and external disturbances [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(7): 959-964.)
- [6] 王晓飞,邹早建,李铁山,等.欠驱动船舶鲁棒路径跟踪控制器设计[J].航海工程,2009,38(5):16-18.
(WANG Xiaofei, ZOU Zaojian, LI Tieshan, et al. Robust path following controller design of under-actuated ships [J]. *Ship and Ocean Engineering*, 2009, 38(5): 16-18.)
- [7] DO K D, JIANG Z P, PAN J. Robust adaptive path following of underactuated ships [J]. *Automatica*, 2004, 40(10): 929-944.
- [8] ROGER S, THOR I F, PETAR V K. Adaptive maneuvering, with experiments, for a model ship in a marine control laboratory [J]. *Automatica*, 2005, 41(9): 289-298.
- [9] IHLE I F, ARCAK M, THOR I F. Passivity-based designs for synchronized path following [J]. *Automatica*, 2007, 43(15): 1508-1518.
- [10] ANOUC R G. Formation control of multiple vehicles using dynamic surface control and hybrid systems [J]. *International Journal of Control*, 2003, 76(10): 913-923.
- [11] ALMEIDA J, SILVESTRE C, PASCOAL A. Cooperative control of multiple surface vessels in the presence of ocean currents and parametric model uncertainty [J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2010, 20(17): 1549-1565.
- [12] SWAROOP D J, GERDES C, YIP P P, et al. Dynamic surface control of nonlinear systems [C] // *Proceedings of the 1997 American Control Conference*. Evanston, IL: American Automatic Control Council, 1997: 3028-3034.
- [13] WANG D, HUANG J. Neural network-based adaptive dynamic surface control for a class of uncertain nonlinear systems in strict-feedback form [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(1): 195-202.
- [14] WANG D, HUANG J. Adaptive neural network control for a class of uncertain nonlinear systems in pure-feedback form [J]. *Automatica*, 2002, 38(8): 1365-1372.
- [15] ROGER S, THOR I F, PETAR V K. Adaptive maneuvering, with experiments, for a model ship in a marine control laboratory [J]. *Automatica*, 2005, 41(8): 289-298.
- [16] HOU Z G, CHENG L, TAN M. Decentralized robust adaptive control for the multiagent system consensus problem using neural networks [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 2009, 39(8): 636-647.
- [17] LEWIS F L, YESILDIREK A, LIU K. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, 7(10): 388-399.
- [18] FRANCESCA C, CLAUDIO D P, PAOLO F. Discontinuities and hysteresis in quantized average consensus [J]. *Automatica*, 2011, 47(9): 1916-1928.

作者简介:

王昊 (1986-),男,博士研究生,目前研究方向为船舶编队、神经网络自适应控制等, E-mail: sunky.haowang@gmail.com;

王丹 (1960-),男,教授,博士生导师,目前研究方向为非线性系统自适应控制、电力电子技术应用、电能质量控制、电机控制、先进控制理论在船舶运动控制中的应用等, E-mail: dwangdl@gmail.com;

彭周华 (1982-),男,博士,讲师,目前研究方向为多智能体系统、自适应控制与自主海洋平台的协同控制, E-mail: zhouhuapeng@gmail.com;

孙刚 (1978-),男,博士研究生,目前研究方向为非线性控制、神经网络自适应控制、鲁棒自适应控制等, E-mail: new.sungang@yahoo.com.cn.