

文章编号: 1001-0920(2015)12-2241-06

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2014.1157

## 基于PNDESC的欠驱动AUV编队控制器设计

刘 陆, 王 丹, 彭周华

(大连海事大学 轮机工程学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要:** 针对含有模型不确定与未知海洋环境扰动下的欠驱动自主水下航行器(AUV)的编队控制问题, 提出一种基于预估器的神经网络动态面(PNDESC)控制算法. 将动态面法引入控制器的设计中, 采用神经网络逼近AUV模型中的不确定项与海洋环境的扰动, 并结合预估器设计了神经网络权值的离散迭代更新率. Lyapunov稳定性分析表明, 闭环系统所有信号是一致最终有界的. 仿真结果验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 欠驱动AUV; 编队控制; 动态面控制; 预估器; 神经网络; 迭代更新率

中图分类号: U661.43

文献标志码: A

## Formation controller design based on PNDESC for underactuated AUV

LIU Lu, WANG Dan, PENG Zhou-hua

(School of Marine Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China. Correspondent: WANG Dan, E-mail: dwangdl@gmail.com)

**Abstract:** For the formation control problem of underactuated autonomous underwater vehicles(AUV) subject to dynamical uncertainty and unknown ocean disturbances, a formation control algorithm is proposed based on a predictor-based neural dynamic surface control(PNDESC) method. The dynamic surface control technique is introduced into the controller design, and neural networks are employed to approximate the dynamical uncertainty and ocean disturbance. In addition, the prediction errors are used to update the neural iterative updating laws. Lyapunov stability analysis demonstrates that all signals in the closed-loop are uniformly ultimately bounded. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** underactuated autonomous underwater vehicles; formation control; dynamic surface control; predictor; neural network; iterative updating laws

### 0 引 言

随着自主水下航行器(AUV)在海洋资源勘测与开发、海底地形测绘、海洋水文监测等领域中应用的不断加深, AUV编队控制问题受到研究人员的广泛关注<sup>[1-6]</sup>. 编队控制是指通过选取合适的控制策略, 使得一组由多个同类或相似个体组成的系统保持期望的相对姿态, 维持队形的协同运动, 最终完成特定的任务. AUV编队能够胜任传统单一AUV不能完成或不能高效完成的复杂任务, 具有高度的鲁棒性、协同性和容错性. 它在民用、商业和军事领域都具有广泛的应用前景<sup>[1]</sup>.

近年来, 国内外对AUV编队控制的研究已经取得了一些重要的研究成果. 多AUV编队控制问题可

分为协调路径跟踪和协调目标跟踪, 协调路径跟踪的控制目标是跟踪一个参数化的预定路径, 协调目标跟踪的控制目标是跟踪领导者附近的一个参考点或目标点<sup>[2]</sup>. 相比协调路径跟踪, 协调目标跟踪控制的研究较少. 文献[3]研究了基于目标跟踪的AUV编队控制问题, 采用李亚普诺夫稳定性和反推法进行控制器设计与综合, 所设计的控制律仅需要领航AUV的位置信息. 文献[4]设计了一种基于领导-跟随编队模型和反推法技术的船舶编队控制器, 但没有考虑模型参数不确定性和外界干扰的情况. 文献[5]采用神经网络和反推法研究了多AUV编队控制问题, AUV模型不确定和有界未知海流的扰动得到了补偿. 文献[6]将领导-跟随控制结构和神经网络稳定自适应跟踪控

收稿日期: 2014-07-24; 修回日期: 2014-10-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273137, 51209026, 61074017); 辽宁省教育厅科研基金项目(2013202); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(3132014047, 3132014321).

作者简介: 刘陆(1990-), 女, 博士生, 从事船舶编队控制的研究; 王丹(1960-), 男, 教授, 博士生导师, 从事非线性系统的自适应控制、多船舶运动控制理论、电力电子技术应用等研究.

制相结合,提出了一种多艘欠驱动船舶的编队跟踪控制方法。

本文针对含模型不确定与未知海洋环境扰动下的欠驱动 AUV 的编队控制问题,提出一种基于预估器的神经网络动态面(PNDSC)的控制器设计方法,将动态面方法<sup>[7]</sup>引入控制器设计中,采用神经网络逼近 AUV 模型中的不确定项和海洋环境的扰动,并基于预估器的估计误差设计了神经网络权值的离散迭代更新率。与现有文献相比,本文具有以下创新点:

1) 文献[3-6]均采用反推法设计控制器,本文将动态面技术引入控制器设计中,能够克服反推法中固有的复杂的求导问题,显著减少了计算负荷,有利于计算机的实现。

2) 文献[5-6]中神经网络权值均采用传统积分型的更新率,本文采用离散迭代更新率,一方面免去求导计算,有利于计算机的实现;另一方面,神经网络的权值可以是不连续的时变函数,因而能够用于时变风浪流干扰的情况。

3) 文献[5-6]中神经网络权值的更新均基于跟踪误差,本文基于预估器的估计误差设计更新率,能够克服初始跟踪误差较大对神经网络逼近效果的影响,显著提高了神经网络的暂态逼近性能。

## 1 问题陈述

### 1.1 AUV 运动模型

假定 AUV 结构对称,忽略动力学模型中的惯性矩阵和阻尼矩阵的非对角项系数,并假设受到良好的深度控制,忽略垂直面的俯仰运动对平面运动的影响,AUV 运动学与动力学方程可表示为<sup>[8]</sup>

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos \psi - v \sin \psi, \\ \dot{y} = u \sin \psi + v \cos \psi, \\ \dot{\psi} = r; \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{m_{22}}{m_{11}}vr - \frac{d_{11}}{m_{11}}u + \frac{F + d_u}{m_{11}}, \\ \dot{v} = -\frac{m_{11}}{m_{22}}ur - \frac{d_{22}}{m_{22}}v + d_v, \\ \dot{r} = \frac{m_{11} - m_{22}}{m_{33}}uv - \frac{d_{33}}{m_{33}}r + \frac{T + d_r}{m_{33}}. \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $m_{11} = m - X_{\dot{u}}$ ,  $m_{22} = m - Y_{\dot{v}}$ ,  $m_{33} = I_z - N_{\dot{r}}$ ;  $d_{11} = -X_u$ ,  $d_{22} = -Y_v$ ,  $d_{33} = -N_r$ ;  $(x, y)$  为 AUV 在固定坐标系下的位置坐标;  $\psi$  为 AUV 的艏向角; 状态变量  $u$ ,  $v$  和  $r$  为本体坐标系下 AUV 纵向速度, 横向速度和艏向角速度;  $m$  为 AUV 质量;  $X_u$ ,  $Y_v$ ,  $N_r$  为水动力学参数;  $X_{\dot{u}}$ ,  $Y_{\dot{v}}$ ,  $N_{\dot{r}}$  为附加质量;  $F$  和  $T$  为纵向推力和转艏力矩;  $d_u$ ,  $d_v$ ,  $d_r$  为海洋环境扰动。

### 1.2 AUV 编队

$N$  艘 AUV 组成的编队可看作由  $N-1$  对领航-跟

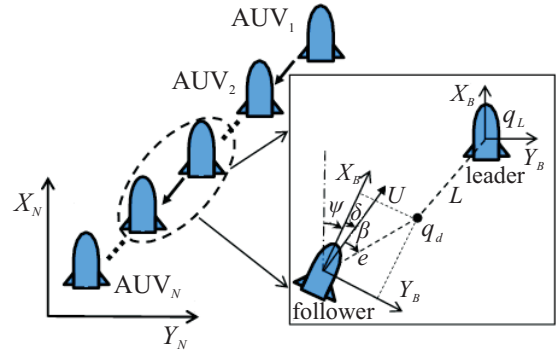


图1 AUV 编队

随 AUV 组成,如图1所示。在每个领航-跟随子系统中,跟随 AUV 努力与领航 AUV 保持一定的相对位置与角度,当每个子系统中两艘 AUV 都达到指定队形时,全部的  $N$  艘 AUV 也达到了指定编队队形。以任意一对领航-跟随 AUV 为例,  $q_L$  代表领航 AUV 的位置,  $q_d = [x_d, y_d]^T$  代表跟随 AUV 的虚拟目标点的位置,它们之间的相对位置表示为

$$q_d \triangleq q_L + \begin{bmatrix} \cos \psi_L & -\sin \psi_L \\ \sin \psi_L & \cos \psi_L \end{bmatrix} L. \quad (3)$$

其中:  $L \in \mathbf{R}^2$  为常值向量,  $\psi_L$  为领航 AUV 的艏向角。定义距离跟踪误差  $e$  和角度跟踪误差  $\beta$  分别为<sup>[11]</sup>

$$\begin{cases} e \triangleq \sqrt{(x_d - x)^2 + (y_d - y)^2}, \\ \beta \triangleq \tan^{-1}\left(\frac{y_d - y}{x_d - x}\right) - \psi - \delta. \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $\delta$  为侧滑角,由于 AUV 航行中可能存在一个小的横向速度,产生了前向速度与实际速度间的夹角  $\delta = \text{atan2}(v, u)$ ; AUV 运动误差动态可表示成

$$\begin{cases} \dot{e} = \dot{x}_d \cos \psi_d + \dot{y}_d \sin \psi_d - v \sin \beta - u \cos \beta, \\ \dot{\beta} = -\frac{\sin \psi_d}{e} \dot{x}_d + \frac{\cos \psi_d}{e} \dot{y}_d + \\ \frac{\cos \beta}{e} v - \frac{\sin \beta}{e} u - r - \dot{\delta}, \end{cases} \quad (5)$$

$$\psi_d = \tan^{-1}\left(\frac{y_d - y}{x_d - x}\right).$$

本文的控制目标是设计基于预估器的神经网络动态面控制器使得目标跟踪误差充分小。

## 2 编队控制器设计

### 2.1 运动学控制

首先对运动学方程(1)作下列变换:

$$\begin{cases} \dot{e} = \dot{x}_d \cos \psi_d + \dot{y}_d \sin \psi_d - \\ v \sin \beta + 2u \sin^2\left(\frac{\beta}{2}\right) - u, \\ \dot{\beta} = -\frac{\sin \psi_d}{e} \dot{x}_d + \frac{\cos \psi_d}{e} \dot{y}_d + \\ \frac{\cos \beta}{e} v - \frac{\sin \beta}{e} u - r - \dot{\delta}. \end{cases} \quad (6)$$

为稳定误差动态(6),提出如下的虚拟控制律:

$$\begin{cases} \alpha_u = k_1 \bar{e} + \dot{x}_d \cos \psi_d + \dot{y}_d \sin \psi_d - \\ \quad v \sin \beta + 2u \sin^2 \left( \frac{\beta}{2} \right), \\ \alpha_r = k_2 \beta - \frac{\sin \psi_d}{e} \dot{x}_d + \frac{\cos \psi_d}{e} \dot{y}_d + \\ \quad \frac{\cos \beta}{e} v - \frac{\sin \beta}{e} u - \dot{\delta}. \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $k_1 > 0, k_2 > 0$ ;  $\bar{e} = (e - \epsilon)$ ,  $\epsilon$  的引入是为了避免控制信号  $\alpha_r$  的奇异性. 在虚拟控制率中侧滑角得到补偿, 能够克服横向速度  $v$  在转弯时的机动对系统的影响. 引入一阶滤波器, 滤波时间常数为  $\gamma_1, \gamma_2$ , 过滤  $\alpha_u, \alpha_r$  可得新的变量  $z_u, z_r$ . 一阶滤波器为

$$\begin{cases} \gamma_1 \dot{z}_u + z_u = \alpha_u, z_u(0) = \alpha_u(0), \\ \gamma_2 \dot{z}_r + z_r = \alpha_r, z_r(0) = \alpha_r(0). \end{cases} \quad (8)$$

**注 1** 与反推法<sup>[3-6]</sup>设计方法相比, 动态面设计方法由于引入了一阶滤波器, 能够显著地降低控制器的计算复杂性, 减小计算负荷, 使得控制器有利于实际微处理器系统 (如单片机或数字信号处理器) 的实时计算.

## 2.2 动力学控制

定义误差变量

$$\begin{cases} e_u \triangleq z_u - u, \\ e_r \triangleq z_r - r. \end{cases} \quad (9)$$

对式 (9) 求导, 并联立动力学方程 (2) 可得

$$\begin{cases} m_{11} \dot{e}_u = m_{11} \dot{z}_u + f_1(\cdot) - F, \\ m_{33} \dot{e}_r = m_{33} \dot{z}_r + f_2(\cdot) - T. \end{cases} \quad (10)$$

其中

$$\begin{cases} f_1(\cdot) = -m_{22}vr + d_{11}u - d_u, \\ f_2(\cdot) = -(m_{11} - m_{22})uv + d_{33}r - d_r. \end{cases} \quad (11)$$

注意到  $f_1(\cdot)$  和  $f_2(\cdot)$  是未知函数, 于是采用神经网络对其进行在线逼近, 其逼近形式为

$$\begin{cases} f_1(\cdot) = W_1^T(t)\sigma(\chi_1(t)), \forall \chi_1 \in \Omega; \\ f_2(\cdot) = W_2^T(t)\sigma(\chi_2(t)), \forall \chi_2 \in \Omega. \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $W_1(t) \in \mathbf{R}^s$  和  $W_2(t) \in \mathbf{R}^s$  为神经网络权值矩阵, 且满足  $\|W_1(t)\| \leq W_1^*$  和  $\|W_2(t)\| \leq W_2^*$ ;  $\sigma: \mathbf{R}^4 \rightarrow \mathbf{R}^s$  为神经元激励函数, 且满足  $\|\sigma_1\| \leq \sigma_1^*$  和  $\|\sigma_2\| \leq \sigma_2^*$ ;  $\Omega$  为  $\mathbf{R}^s$  上的一个紧集.

设计神经网络自适应动力学控制律

$$\begin{cases} F = k_3 e_u + \hat{W}_1^T(t)\sigma(\chi_1(t)) + m_{11} \dot{z}_u, \\ T = k_4 e_r + \hat{W}_2^T(t)\sigma(\chi_2(t)) + m_{33} \dot{z}_r. \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $k_3 > 0, k_4 > 0$ ;  $\hat{W}_1$  和  $\hat{W}_2$  为对权值  $W_1$  和  $W_2$  的估计. 为设计  $\hat{W}_1$  和  $\hat{W}_2$  的学习律, 引入状态预估器如下:

$$\begin{cases} m_{11} \dot{\hat{u}} = -\hat{W}_1^T(t)\sigma(\chi_1(t)) + F - (\mu_1 + k_3)\tilde{u}, \\ m_{33} \dot{\hat{r}} = -\hat{W}_2^T(t)\sigma(\chi_2(t)) + T - (\mu_2 + k_4)\tilde{r}. \end{cases} \quad (14)$$

其中:  $\tilde{u} = \hat{u} - u, \tilde{r} = \hat{r} - r, \mu_1 > 0, \mu_2 > 0$ . 设计  $\hat{W}_1(t)$  和  $\hat{W}_2(t)$  的更新律如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{W}}_1(t) = \Gamma_1 \hat{W}_1(t - t_d) - \kappa_1 \sigma(\chi_1(t))\tilde{u}, \\ \dot{\hat{W}}_2(t) = \Gamma_2 \hat{W}_2(t - t_d) - \kappa_2 \sigma(\chi_2(t))\tilde{v}. \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $t_d > 0, \kappa_1 > 0, \kappa_2 > 0$ ;  $\Gamma_1 \in \mathbf{R}^{s \times s}, 0 \leq \Gamma_1^T \Gamma_1 < \zeta_1 I_s, 0 < \zeta_1 < 1$ ;  $\Gamma_2 \in \mathbf{R}^{s \times s}, 0 \leq \Gamma_2^T \Gamma_2 < \zeta_2 I_s, 0 < \zeta_2 < 1$ . 为方便分析, 定义

$$\begin{cases} \hat{\rho}_1(t) = \kappa_1 \sigma(\chi_1(t))\tilde{u}, \\ \hat{\rho}_2(t) = \kappa_2 \sigma(\chi_2(t))\tilde{v}, \end{cases} \quad (16)$$

于是得到

$$\begin{cases} \rho_1(t) = W_1(t) - \Gamma_1 W_1(t - t_d), \\ \rho_2(t) = W_2(t) - \Gamma_2 W_2(t - t_d). \end{cases} \quad (17)$$

其中:  $\|\rho_1(t)\| \leq \varrho_1^*, \varrho_1^* = \iota_1(1 + \|\Gamma_1(t)\|), \iota_1 > 0$ ;  $\|\rho_2(t)\| \leq \varrho_2^*, \varrho_2^* = \iota_2(1 + \|\Gamma_2(t)\|), \iota_2 > 0$ . 定义估计误差如下:

$$\begin{cases} \tilde{W}_1(t) = \hat{W}_1(t) - W_1(t), \\ \tilde{W}_2(t) = \hat{W}_2(t) - W_2(t). \end{cases} \quad (18)$$

将式 (15) 和 (17) 代入 (18) 得

$$\begin{cases} \dot{\tilde{W}}_1(t) = \Gamma_1 \tilde{W}_1(t - t_d) + \rho_1(t) - \hat{\rho}_1(t), \\ \dot{\tilde{W}}_2(t) = \Gamma_2 \tilde{W}_2(t - t_d) + \rho_2(t) - \hat{\rho}_2(t). \end{cases} \quad (19)$$

由式 (6), (7), (9), (10), (11), (13), (14), (19) 可得闭环系统

$$\begin{cases} \dot{\hat{e}} = -k_1 \bar{e} + \tilde{u} - \hat{e}_u - q_u, \\ \dot{\hat{\beta}} = -k_2 \beta + \tilde{r} - \hat{e}_r - q_r, \\ m_{11} \dot{\tilde{u}} = -(\mu_1 + k_3)\tilde{u} - [\Gamma_1 \tilde{W}_1(t - t_d) + \rho_1(t) - \\ \quad \hat{\rho}_1(t)]^T \sigma(\chi_1(t)), \\ m_{33} \dot{\tilde{r}} = -(\mu_2 + k_4)\tilde{r} - [\Gamma_2 \tilde{W}_2(t - t_d) + \rho_2(t) - \\ \quad \hat{\rho}_2(t)]^T \sigma(\chi_2(t)), \\ m_{11} \dot{\hat{e}}_u = -k_3 \hat{e}_u - \mu_1 \tilde{u}, \\ m_{33} \dot{\hat{e}}_r = -k_4 \hat{e}_r - \mu_2 \tilde{r}. \end{cases} \quad (20)$$

其中

$$\begin{aligned} q_u &= z_u - \alpha_u, q_r = z_r - \alpha_r, \\ \hat{e}_u &= \hat{u} - z_u, \hat{e}_r = \hat{r} - z_r. \end{aligned}$$

对  $q_u, q_r$  求导可得

$$\begin{cases} \dot{q}_u = -\frac{q_u}{\gamma_1} + B_1(\bar{e}, \beta, \hat{e}_u, \hat{e}_r, q_u, q_r, \tilde{u}, \tilde{r}, \hat{W}_1, \hat{W}_2, \\ \quad x_d, \dot{x}_d, \ddot{x}_d, y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d), \\ \dot{q}_r = -\frac{q_r}{\gamma_2} + B_2(\bar{e}, \beta, \hat{e}_u, \hat{e}_r, q_u, q_r, \tilde{u}, \tilde{r}, \hat{W}_1, \hat{W}_2, \\ \quad x_d, \dot{x}_d, \ddot{x}_d, y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d). \end{cases} \quad (21)$$

其中

$$\begin{aligned} B_1(\cdot) &= \\ k_1 \dot{\hat{e}} + \ddot{x}_d \cos \psi_d - x_d \dot{\psi}_d \sin \psi_d + \ddot{y}_d \sin \psi_d + \\ \dot{y}_d \dot{\psi}_d \cos \psi_d - \dot{v} \sin \beta - v \dot{\beta} \cos \beta + 2\dot{u} \sin^2 \left( \frac{\beta}{2} \right) + \end{aligned}$$

$$2u\dot{\beta} \sin\left(\frac{\beta}{2}\right) \cos\left(\frac{\beta}{2}\right), \quad (22)$$

$$B_2(\cdot) =$$

$$\begin{aligned} & k_2\dot{\beta} - \left(\frac{e\dot{\psi}_d \cos \psi_d - \dot{e} \sin \psi_d}{e^2}\right)\dot{x}_d - \frac{\sin \psi_d}{e}\ddot{x}_d + \\ & \left(\frac{-e\dot{\psi}_d \sin \psi_d - \dot{e} \cos \psi_d}{e^2}\right)\dot{y}_d + \frac{\cos \psi_d}{e}\ddot{y}_d + \\ & \left(\frac{-e\dot{\beta} \sin \beta - \dot{e} \cos \alpha}{e^2}\right)v + \frac{\cos \beta}{e}\dot{v} - \\ & \left(\frac{e\dot{\beta} \cos \beta - \dot{e} \sin \beta}{e^2}\right)u - \frac{\sin \beta}{e}\dot{u} - \ddot{\delta} \end{aligned} \quad (23)$$

为连续函数.

**注 2** 神经网络的权值采用离散迭代更新率(15)来学习, 相比于传统的积分型的更新率<sup>[5-6]</sup>, 不仅免去了复杂的求导计算, 利于实际应用, 更重要的是在迭代的更新率下, 神经网络的权值可以是不连续的时变的函数, 从而使得控制器能够运用于存在时变风浪流干扰的情况.

**注 3** 现有文献中神经网络的权值一般是根据 AUV 速度跟踪误差进行更新<sup>[5-6]</sup>, 在初始阶段速度跟踪误差较大, 收敛速度较慢, 从而影响了神经网络逼近效果的暂态性能. 本文通过引入预估器(14), 神经网络的学习率不再基于 AUV 速度跟踪误差, 而是基于预估器的估计误差, 在初始阶段预估误差较小, 通过调节参数能够较快收敛, 因而能够得到更快更平滑的逼近效果.

### 3 稳定性分析

**定理 1** 考虑欠驱动 AUV 模型(1)和(2), 选择控制律(13)和预估器(14)以及离散迭代更新律(15)跟踪虚拟目标点(3), 则存在合适的控制参数, 使得闭环系统所有信号是一致最终有界的, 并且可以通过调整参数使得跟踪误差任意小.

**证明** 构造如下 Lyapunov 能量函数:

$$\begin{aligned} V = & \frac{1}{2} \left\{ \bar{e}^2 + \beta^2 + m_{11}\hat{e}_u^2 + m_{33}\hat{e}_r^2 + q_u^2 + q_r^2 + \right. \\ & m_{11}\tilde{u}^2 + m_{33}\tilde{r}^2 + h_1 \int_{t-t_d}^T \tilde{W}_1^T(s)\tilde{W}_1(s)ds + \\ & \left. h_2 \int_{t-t_d}^T \tilde{W}_2^T(s)\tilde{W}_2(s)ds \right\}. \end{aligned} \quad (24)$$

对式(24)求导, 联立(20)可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -k_1\bar{e}^2 + \bar{e}(\tilde{u} - \hat{e}_u - q_u) - k_2\beta^2 + \beta(\tilde{r} - \hat{e}_r - q_r) - \\ & k_3\hat{e}_u^2 - \mu_1\hat{e}_u\tilde{u} - k_4\hat{e}_r^2 - \mu_2\hat{e}_r\tilde{r} - \frac{q_u^2}{\gamma_1} + q_u B_1(\cdot) - \\ & \frac{q_r^2}{\gamma_2} + q_r B_2(\cdot) - (\mu_1 + k_3)\tilde{u}^2 - (\mu_2 + k_4)\tilde{r}^2 - \\ & \tilde{u}^T [G_1 \tilde{W}_1(t-t_d) + \rho_1(t) - \hat{\rho}_1(t)]^T \sigma(\chi_1(t)) - \\ & \tilde{v}^T [G_2 \tilde{W}_2(t-t_d) + \rho_2(t) - \hat{\rho}_2(t)]^T \sigma(\chi_2(t)) + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & h_1 [-\xi_1 \tilde{W}_1^T(t)\tilde{W}_1(t) + \vartheta_1 \tilde{W}_1^T(t)\tilde{W}_1(t) - \\ & \tilde{W}_1^T(t-t_d)\tilde{W}_1(t-t_d)] + h_2 [-\xi_2 \tilde{W}_2^T(t)\tilde{W}_2(t) + \\ & \vartheta_2 \tilde{W}_2^T(t)\tilde{W}_2(t) - \tilde{W}_2^T(t-t_d)\tilde{W}_2(t-t_d)]. \end{aligned} \quad (25)$$

其中:  $\xi_1 > 0, \vartheta_1 = 1 + \xi_1; \xi_2 > 0, \vartheta_2 = 1 + \xi_2$ . 利用不等式组

$$\begin{aligned} \bar{e}\tilde{u} & \leq \frac{1}{2}\bar{e}^2 + \frac{1}{2}\tilde{u}^2, \quad -\bar{e}\hat{e}_u \leq \frac{1}{2}\bar{e}^2 + \frac{1}{2}\hat{e}_u^2, \\ -\bar{e}q_u & \leq \frac{1}{2}\bar{e}^2 + \frac{1}{2}q_u^2, \quad \beta\tilde{r} \leq \frac{1}{2}\beta^2 + \frac{1}{2}\tilde{r}^2, \\ -\beta\hat{e}_r & \leq \frac{1}{2}\beta^2 + \frac{1}{2}\hat{e}_r^2, \quad -\beta q_r \leq \frac{1}{2}\beta^2 + \frac{1}{2}q_r^2, \\ -\mu_1\hat{e}_u\tilde{u} & \leq \frac{\mu_1\varsigma_1}{2}\hat{e}_u^2 + \frac{\mu_1}{2\varsigma_1}\tilde{u}^2, \\ -\mu_2\hat{e}_r\tilde{r} & \leq \frac{\mu_2\varsigma_2}{2}\hat{e}_r^2 + \frac{\mu_2}{2\varsigma_2}\tilde{r}^2, \\ q_u B_1(\cdot) & \leq \frac{1}{2\varsigma_3}q_u^2 B_1^2(\cdot) + \frac{\varsigma_3}{2}, \\ q_r B_2(\cdot) & \leq \frac{1}{2\varsigma_4}q_r^2 B_2^2(\cdot) + \frac{\varsigma_4}{2}, \end{aligned}$$

并利用式(19)将  $\vartheta_1 \tilde{W}_1^T(t)\tilde{W}_1(t)$  和  $\vartheta_2 \tilde{W}_2^T(t)\tilde{W}_2(t)$  展开, 得到

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\left(k_1 - \frac{3}{2}\right)\bar{e}^2 - \left(k_2 - \frac{3}{2}\right)\beta^2 - \left(k_3 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_1\varsigma_1}{2}\right)\hat{e}_u^2 - \\ & \left(k_4 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_2\varsigma_2}{2}\right)\hat{e}_r^2 - \left(\mu_1 + k_3 - \frac{\mu_1}{2\varsigma_1} - \frac{1}{2}\right)\tilde{u}^2 - \\ & \left(\mu_2 + k_4 - \frac{\mu_2}{2\varsigma_2} - \frac{1}{2}\right)\tilde{r}^2 - \left(\frac{1}{\gamma_1} - \frac{1}{2} - \frac{B_1^2(\cdot)}{2\varsigma_3}\right)q_u^2 - \\ & \left(\frac{1}{\gamma_2} - \frac{1}{2} - \frac{B_2^2(\cdot)}{2\varsigma_4}\right)q_r^2 + \frac{\varsigma_3}{2} + \frac{\varsigma_4}{2} - \tilde{u}^T [G_1 \tilde{W}_1(t-t_d) + \\ & \rho_1(t) - \hat{\rho}_1(t)]^T \sigma(\chi_1(t)) - \tilde{v}^T [G_2 \tilde{W}_2(t-t_d) + \\ & \rho_2(t) - \hat{\rho}_2(t)]^T \sigma(\chi_2(t)) + h_1 [-\xi_1 \tilde{W}_1^T(t)\tilde{W}_1(t) - \\ & \tilde{W}_1^T(t-t_d)\tilde{W}_1(t-t_d) + \vartheta_1 \tilde{W}_1^T(t-t_d)\Gamma_1^T \Gamma_1 \tilde{W}_1(t-t_d) + \\ & \vartheta_1 \hat{\rho}_1^T(t)\hat{\rho}_1(t) + \vartheta_1 \rho_1^T(t)\rho_1(t) - 2\vartheta_1 \hat{\rho}_1^T(t)\Gamma_1 \tilde{W}_1(t-t_d) + \\ & 2\vartheta_1 \tilde{W}_1(t-t_d)\Gamma_1^T \rho_1(t) - 2\vartheta_1 \hat{\rho}_1^T(t)\rho_1(t)] + \\ & h_2 [-\xi_2 \tilde{W}_2^T(t)\tilde{W}_2(t) - \tilde{W}_2^T(t-t_d)\tilde{W}_2(t-t_d) + \\ & \vartheta_2 \tilde{W}_2^T(t-t_d)\Gamma_2^T \Gamma_2 \tilde{W}_2(t-t_d) + \vartheta_2 \hat{\rho}_2^T(t)\hat{\rho}_2(t) + \\ & \vartheta_2 \rho_2^T(t)\rho_2(t) - 2\vartheta_2 \hat{\rho}_2^T(t)\Gamma_2 \tilde{W}_2(t-t_d) + \\ & 2\vartheta_2 \tilde{W}_2(t-t_d)\Gamma_2^T \rho_2(t) - 2\vartheta_2 \hat{\rho}_2^T(t)\rho_2(t)]. \end{aligned} \quad (26)$$

利用不等式

$$\begin{aligned} & 2\vartheta_1 \tilde{W}_1^T(t-t_d)\Gamma_1^T \rho_1(t) \leq \\ & \varsigma_5 \tilde{W}_1^T(t-t_d)\Gamma_1^T \Gamma_1 \tilde{W}_1(t-t_d) + \frac{\vartheta_1^2}{\varsigma_5} \rho_1^T(t)\rho_1(t), \\ & 2\vartheta_2 \tilde{W}_2^T(t-t_d)\Gamma_2^T \rho_2(t) \leq \\ & \varsigma_6 \tilde{W}_2^T(t-t_d)\Gamma_2^T \Gamma_2 \tilde{W}_2(t-t_d) + \frac{\vartheta_2^2}{\varsigma_6} \rho_2^T(t)\rho_2(t), \\ & \varsigma_5 > 0, \quad \varsigma_6 > 0, \end{aligned}$$

并将式(16)和  $\kappa_1 = -\frac{1}{2\vartheta_1 h_1}, \kappa_2 = -\frac{1}{2\vartheta_2 h_2}$  代入式

(26), 得到

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & - \left(k_1 - \frac{3}{2}\right) \bar{e}^2 - \left(k_2 - \frac{3}{2}\right) \beta^2 - \left(k_3 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_1 \varsigma_1}{2}\right) \hat{e}_u^2 - \\ & \left(k_4 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_2 \varsigma_2}{2}\right) \hat{e}_r^2 - \left(\mu_1 + k_3 - \frac{\mu_1}{2\varsigma_1} - \frac{1}{2}\right) \tilde{u}^2 - \\ & \left(\mu_2 + k_4 - \frac{\mu_2}{2\varsigma_2} - \frac{1}{2}\right) \tilde{r}^2 - \left(\frac{1}{\gamma_1} - \frac{1}{2} - \frac{B_1^*(\cdot)}{2\varsigma_3}\right) q_u^2 - \\ & \left(\frac{1}{\gamma_2} - \frac{1}{2} - \frac{B_2^*(\cdot)}{2\varsigma_4}\right) q_r^2 - h_1 \xi_1 \text{tr}[\tilde{W}_1^T(t) \tilde{W}_1(t)] + \\ & h_1 \left(\vartheta_1 + \frac{\vartheta_1^2}{\varsigma_5}\right) [\rho_1^T(t) \rho_1(t)] - h_1 \left[\tilde{W}_1^T(t-t_d) [I_s - \right. \\ & \left. (\vartheta_1 + \varsigma_5) \Gamma_1^T \Gamma_1] \tilde{W}_1(t-t_d)\right] - h_2 \xi_2 [\tilde{W}_2^T(t) \tilde{W}_2(t)] + \\ & h_2 \left(\vartheta_2 + \frac{\vartheta_2^2}{\varsigma_6}\right) [\rho_2^T(t) \rho_2(t)] - h_2 \left[\tilde{W}_2^T(t-t_d) [I_s - \right. \\ & \left. (\vartheta_2 + \varsigma_6) \Gamma_2^T \Gamma_2] \tilde{W}_2(t-t_d)\right] + \frac{\varsigma_3}{2} + \frac{\varsigma_4}{2}. \end{aligned} \quad (27)$$

定义集合

$$\Xi_0 = \{ \|q_d\|^2 + \|\dot{q}_d\|^2 + \|\ddot{q}_d\|^2 \} \leq \varpi_0,$$

$$\begin{aligned} \Xi_1 = & \left\{ \bar{e}^2 + \beta^2 + m_{11} \hat{e}_u^2 + m_{33} \hat{e}_r^2 + \right. \\ & q_u^2 + q_r^2 + m_{11} \tilde{u}^2 + m_{33} \tilde{r}^2 + \\ & h_1 \int_{t-t_d}^T \tilde{W}_1^T(s) \tilde{W}_1(s) ds + \\ & \left. h_2 \int_{t-t_d}^T \tilde{W}_2^T(s) \tilde{W}_2(s) ds \right\} \leq 2\varpi_1, \end{aligned}$$

其中  $\varpi_0 > 0$  且  $V(0) \leq \varpi_1$ . 由于  $\Xi_0$  和  $\Xi_1$  都是紧致集合, 存在正数  $B_1^*$  和  $B_2^*$ , 满足  $B_1(\cdot) \leq B_1^*$  和  $B_2(\cdot) \leq B_2^*$ . 令  $\zeta_1 = \frac{1}{\vartheta_1 + \varsigma_5} < 1$ ,  $\zeta_2 = \frac{1}{\vartheta_2 + \varsigma_6} < 1$ , 则有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -c_1 \bar{e}^2 - c_2 \beta^2 - c_3 \hat{e}_u^2 - c_4 \hat{e}_r^2 - c_5 \tilde{u}^2 - c_6 \tilde{r}^2 - \\ & c_7 q_u^2 - c_8 q_r^2 - c_9 \|\tilde{W}_1(t)\|^2 - c_{10} \|\tilde{W}_1(t-t_d)\|^2 - \\ & c_{11} \|\tilde{W}_2(t)\|^2 - c_{12} \|\tilde{W}_2(t-t_d)\|^2 + d, \end{aligned} \quad (28)$$

其中

$$c_1 = k_1 - \frac{3}{2} > 0,$$

$$c_2 = k_2 - \frac{3}{2} > 0,$$

$$c_3 = k_3 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_1 \varsigma_1}{2} > 0,$$

$$c_4 = k_4 - \frac{1}{2} - \frac{\mu_2 \varsigma_2}{2} > 0,$$

$$c_5 = \mu_1 + k_3 - \frac{\mu_1}{2\varsigma_1} - \frac{1}{2} > 0,$$

$$c_6 = \mu_2 + k_4 - \frac{\mu_2}{2\varsigma_2} - \frac{1}{2} > 0,$$

$$c_7 = \frac{1}{\gamma_1} - \frac{1}{2} - \frac{B_1^{*2}}{2\varsigma_3} > 0,$$

$$c_8 = \frac{1}{\gamma_2} - \frac{1}{2} - \frac{B_2^{*2}}{2\varsigma_4} > 0,$$

$$c_9 = h_1 \xi_1 > 0,$$

$$c_{10} = h_1 \lambda_{\min}[1 - \zeta_1^{-1} \Gamma_1^T \Gamma_1] > 0,$$

$$c_{11} = h_2 \xi_2 > 0,$$

$$c_{12} = h_2 \lambda_{\min}[1 - \zeta_2^{-1} \Gamma_2^T \Gamma_2] > 0,$$

$$d = h_1 \left(\vartheta_1 + \frac{\vartheta_1^2}{\varsigma_5}\right) \rho_1^* + h_2 \left(\vartheta_2 + \frac{\vartheta_2^2}{\varsigma_6}\right) \rho_2^* + \frac{\varsigma_3}{2} + \frac{\varsigma_4}{2}.$$

当  $\bar{e} > \sqrt{d/c_1}$  或  $\beta > \sqrt{d/c_2}$  或  $\hat{e}_u > \sqrt{d/c_3}$  或  $\hat{e}_r > \sqrt{d/c_4}$  或  $\tilde{u} > \sqrt{d/c_5}$  或  $\tilde{r} > \sqrt{d/c_6}$  或  $q_u > \sqrt{d/c_7}$  或  $q_r > \sqrt{d/c_8}$  或  $\|\tilde{W}_1(t)\| > \sqrt{d/c_9}$  或  $\|\tilde{W}_1(t-t_d)\| > \sqrt{d/c_{10}}$  或  $\|\tilde{W}_2(t)\| > \sqrt{d/c_{11}}$  或  $\|\tilde{W}_2(t-t_d)\| > \sqrt{d/c_{12}}$  时, 能够得到  $\dot{V} < 0$ . 于是闭环系统跟踪误差信号如  $(\bar{e}, \beta, \hat{e}_u, \hat{e}_r, q_u, q_r, \tilde{u}, \tilde{r}, \tilde{W}_1(t), \tilde{W}_2(t))$  是一致最终有界的.  $\square$

**注 4** 根据闭环系统中的误差的有界性, 可以间接得到速度跟踪误差的有界性. 由于  $e_u = \tilde{u} - \hat{e}_u$ ,  $e_r = \tilde{r} - \hat{e}_r$ , 且  $\tilde{u}, \hat{e}_u, \tilde{r}, \hat{e}_r$  都是有界的, 速度跟踪误差  $e_u, e_r$  也是有界的.

**注 5** 横向速度  $v$  的有界性分析: 定义一个李亚普诺夫函数  $V_0 = \frac{1}{2} m_{22} v^2$ , 结合方程 (2), 其导数为

$$\dot{V}_0 = v(-m_{11}ur - d_{22}v + d_v) \leq -d_{22}v^2 + \chi|v|,$$

其中  $\chi = \max(|m_{11}ur| + |d_v|)$ . 于是  $\dot{V}_0 \leq -\frac{1}{2}d_{22}v^2$ ,  $\forall |v| \geq \frac{2\chi}{d_{22}}$ , 进而方程 (2) 中横向运动系统是输入状态稳定的, 且满足  $|v(t)| \leq |v(t_0)|e^{-\frac{1}{2}d_{22}(t-t_0)} + \frac{2\chi}{d_{22}}$ .

**注 6** 控制器参数选择的参考原则: 1) 增大比例参数  $k_1, k_2, k_3, k_4, \mu_1$  和  $\mu_2$ , 可使系统响应快, 收敛性好, 但过大的参数会消耗更多能量或引起系统不稳定等; 2) 一阶滤波器参数  $\gamma_1, \gamma_2$  一般取 0 到 1 间的较小常数; 3) 增大自适应增益  $\kappa_1, \kappa_2$ , 能够加快逼近速度, 但同时可能会引起抖动; 4)  $\Gamma_1, \Gamma_2$  的选择需满足如下条件:  $0 \leq \Gamma_1^T \Gamma_1 < \zeta_1 I_s, 0 < \zeta_1 < 1, 0 \leq \Gamma_2^T \Gamma_2 < \zeta_2 I_s, 0 < \zeta_2 < 1$ .

## 4 仿真实验

为了验证控制器的控制性能与工程有效性, 针对所设计的编队控制算法进行仿真实验. 考虑由两艘 AUV 组成的编队, 采用文献 [8] 中的欠驱动 AUV 数学模型. 期望的编队队形为  $L = [0, -2]^T$ . 考虑控制器参数为  $k_1 = 2, k_2 = 2, k_3 = 2376, k_4 = 3584, \gamma_1 = 0.2, \gamma_2 = 0.2, \mu_1 = 1000, \mu_2 = 1000, \zeta_1 = 0.8, \zeta_2 = 0.8, \kappa_1 = 500, \kappa_2 = 500$ . 神经网络激励函数选择为  $\frac{1}{1 + e^{-x}}$ .

仿真结果如图 2~图 5 所示. 图 2 为 AUV 平面队形轨迹, 可直观看出跟随 AUV 能够跟踪虚拟目标点位置, 与领航 AUV 保持指定队形. 图 3 为 AUV 的目标跟踪误差, 它表明所提出的控制算法可以使得控制误差收敛到原点附近. 图 4 为未知函数和神经网络

的输出,并将本文中的基于预估器的神经网络动态面(PNDSC)方法与普通的基于跟踪误差的神经网络动态面(NDSC)方法加以比较.可以看出,PNDSC方法能够更好地适应AUV模型不确定项与海洋环境的扰动,尤其体现在初始阶段的暂态逼近效果更快、更准确.图5为AUV控制纵向推力与转向力矩的历时曲线,它表明控制输入是合理的.

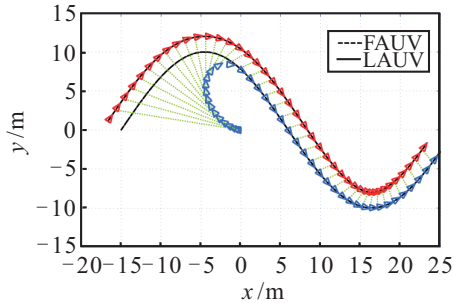


图2 AUV平面队形轨迹

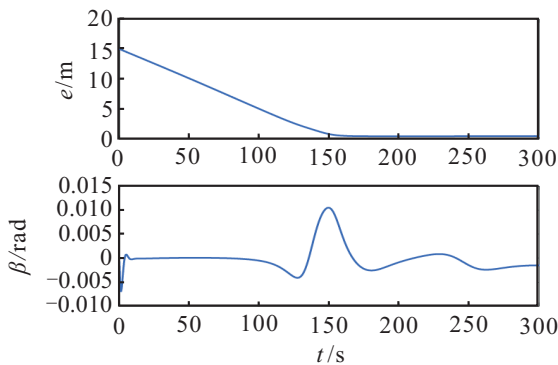


图3 跟踪误差

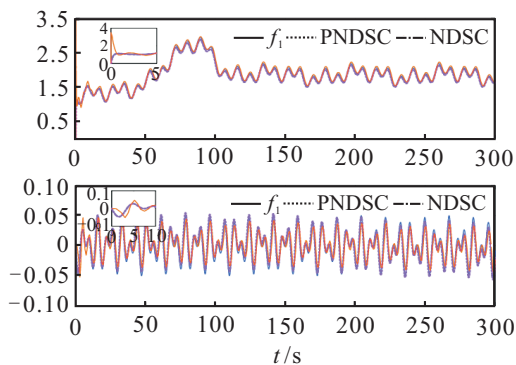


图4 未知函数和神经网络的输出

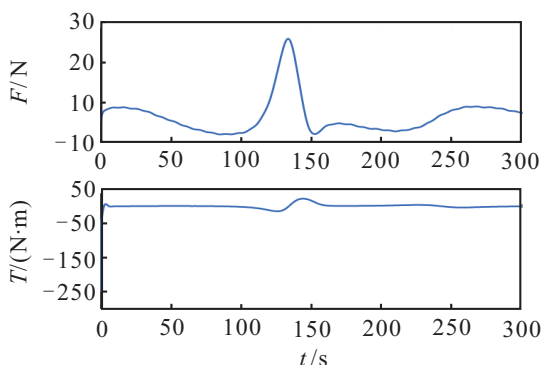


图5 纵向推力( $F$ )和转舵力矩( $T$ )

## 5 结论

本文研究了含模型不确定和未知海洋环境扰动下的欠驱动AUV编队控制问题,提出了一种基于PNDSC的控制器设计方法.运用动态面法简化了控制器的设计,使得控制算法的计算量大为减少,便于实际应用.采用神经网络逼近系统的不确定项,AUV模型不确定与海洋环境的扰动得到有效补偿,尤其是基于预估器的估计误差设计了神经网络权值的离散迭代更新率,使得神经网络能够快速逼近系统的不确定项.Lyapunov稳定性分析证明了闭环系统所有信号是一致最终有界的.数值仿真实验验证了所提出编队控制算法的有效性.

## 参考文献(References)

- [1] 许真珍,封锡盛.多UUV协作系统的研究现状与发展[J].机器人,2007,29(2):186-192.  
(Xu Z Z, Feng X S. Current status and future direction of multiple UUV cooperation system[J]. Robot, 2007, 29(2): 186-192.)
- [2] Breivik M. Topics in guided motion control of marine vehicles[D]. Trondheim: Norwegian University of Science and Technology, 2010.
- [3] Cui R X, Ge S Z, How E V B, et al. Leader-follower formation control of autonomous underwater vehicles[J]. Ocean Engineering, 2010, 37(17/18): 1491-1502.
- [4] 丁磊,郭戈.一种编队控制的Backstepping方法[J].控制与决策,2012,27(2):299-303.  
(Ding L, Guo G. Formation control for ship fleet based on backstepping[J]. Control and Decision, 2012, 27(2): 299-303.)
- [5] Peng Z H, Wang D, Lan W Y, et al. Robust leader-follower formation tracking control of multiple underactuated surface vessels[J]. China Ocean Engineering, 2012, 26(3): 521-534.
- [6] 刘杨,郭晨,刘正江,等.基于神经网络稳定自适应的欠驱动水面船舶编队控制方法[J].交通运输工程学报,2014,14(3):120-126.  
(Liu Y, Guo C, Liu Z J, et al. Control method of underactuated surface ship formation based on stable adaptive neural network law[J]. J of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 14(3): 120-126.)
- [7] Wang D, Huang J. Neural network-based adaptive dynamic surface control for a class of uncertain nonlinear systems in strict-feedback form[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 6(1): 195-202.
- [8] Lapierre L, Soelalto D. Nonlinear path-following control of an AUV[J]. Ocean Engineering, 2007, 34(11): 1734-1744.