

文章编号: 1001-0920(2013)03-0407-06

## 基于反馈增益的 AUV 稳定神经网络反步变深控制

陈子印<sup>1</sup>, 王宏健<sup>1</sup>, 边信黔<sup>1</sup>, 贾鹤鸣<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001; 2. 东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040)

**摘要:** 为解决自主水下航行器的变深控制问题, 提出一种基于反馈增益的反步控制方法. 首先, 通过设计控制器参数消除部分非线性项, 在保证系统稳定性的同时设计神经网络控制器来补偿纵倾运动中的模型不确定性; 然后, 通过自适应鲁棒控制器对神经网络的逼近误差予以消除, 以加快神经网络的收敛学习速度, 神经网络权值和逼近误差估计的学习律可由李雅普诺夫稳定性理论推导得出, 保证了闭环系统的一致最终有界性; 最后, 通过仿真实验验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 自主水下航行器; 变深控制; 反步法; 反馈增益; 稳定神经网络

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Stable neural network backstepping for diving control of AUV based on feedback gain

CHEN Zi-yin<sup>1</sup>, WANG Hong-jian<sup>1</sup>, BIAN Xin-qian<sup>1</sup>, JIA He-ming<sup>2</sup>

(1. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China. Correspondent: WANG Hong-jian, E-mail: cctime99@163.com)

**Abstract:** To solve the diving control problem of an autonomous underwater vehicle(AUV), the backstepping method based on feedback gain is proposed for the controller design. Firstly, part of coupled nonlinear terms can be eliminated through choosing the controller's parameter with guaranteed stability. Model uncertainties including nonlinear hydrodynamic damping terms and external disturbance in pitch motion are compensated by neural network(NN) controller online, while the approximation error of the neural network can be eliminated by the adaptive robust compensator to increase the convergence learning rate of neural network. Both neural network strength and adaptive laws are obtained through the Lyapunov stability theorem, and uniformly ultimately bounded(UUB) can be guaranteed for the closed-loop system. Finally, simulation results show the effectiveness of the proposed control scheme.

**Key words:** autonomous underwater vehicle(AUV); diving control; backstepping; feedback gain; stable neural network

## 0 引 言

海底地形的勘探和测绘对深海资源的开发具有重要的意义, 自主水下航行器凭借自身优异的机动性和较长时间的续航能力, 在海洋地形和地貌的勘探活动中扮演着重要角色<sup>[1-2]</sup>. 在地形测绘时, AUV 搭载的多波束侧扫声纳传感器对距海底的高度有一定要求, 这便使得对自主水下航行器的变深航行控制的研究更具实际意义. 考虑到 AUV 自由度间的耦合特性以及受到海洋环境干扰作用引起的模型具有不确定性,

增加了 AUV 深度控制器的设计难度<sup>[3-4]</sup>.

近年来, 国内外针对 AUV 变深控制的研究大多基于线性化模型设计控制器, 如滑模控制<sup>[5]</sup>、增益调度<sup>[6]</sup>和  $H_\infty$  鲁棒控制<sup>[7]</sup>等. 根据不同稳定工作点对模型进行线性化, 并针对近似模型设计一系列控制器, 仅能够保证工作点邻域内的局部稳定, 当模型运动特性较为依赖耦合非线性特性时, 基于线性模型设计的控制器无法保证系统的稳定性. 因为 AUV 受环境作用, 使得模型参数具有时变特性, 从而无法精确测

收稿日期: 2011-10-27; 修回日期: 2012-03-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50979017); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金项目(20092304110008); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(HEUCFU 1026).

作者简介: 陈子印(1985-), 男, 博士生, 从事水下机器人非线性控制理论及应用的研究; 王宏健(1971-), 女, 教授, 博士生导师, 从事水下机器人智能控制及仿真技术等研究..

量. 汪伟等<sup>[8]</sup>利用模糊神经网络对滑模控制器的增益进行在线调整, 保证了系统的稳定性; 唐旭东等<sup>[9]</sup>针对水下机器人受到时变的非线性流体动力和海流的干扰作用, 提出了基于 S 模型的过程神经元控制方法. 以上方法由于采用梯度法设计自适应规律, 无法保证收敛速度和系统的全局稳定性. 为了实现对模型中的不确定项进行在线补偿, 俞建成等<sup>[10]</sup>提出了神经网络直接自适应控制方法, 结合李雅普诺夫稳定性理论证明了跟踪系统一致最终有界; 周焕银等<sup>[11]</sup>提出了一种基于神经网络的 AUV 动态反馈控制方法, 将系统分解为近似线性部分和非线性不确定部分, 分别设计动态反馈控制律和神经网络补偿器, 对海流干扰引起的模型参数摄动进行了有效抑制. 以上方法的不足之处是均假设估计误差或不确定性的上界为已知的常值, 导致控制器产生了不必要的具有较高增益的控制信号. 为实现对神经网络估计误差的在线补偿, 优化控制器输出信号, 张利军等<sup>[12]</sup>提出了基于  $L_2$  干扰抑制的鲁棒神经网络控制方法, 将神经网络的估计误差作为 AUV 系统的外部干扰, 通过  $L_2$  干扰抑制控制器予以消除, 同时保证了系统的稳定性; Li 等<sup>[13]</sup>提出了基于神经网络的自适应深度控制方法, 该方法利用神经网络逼近模型时变不确定部分, 能够实现对模型不确定性的在线补偿, 同时引入鲁棒项补偿了神经网络逼近误差, 但由于基于传统反步法设计控制器, 迭代过程中虚拟控制量的导数形式较为复杂.

本文提出基于神经网络的反步法设计 AUV 变深控制器, 结合反馈增益的思想避免了采用传统反步法设计深度控制器时, 由于存在虚拟控制量的高阶导数而导致控制器形式更为复杂的情况. 利用神经网络的非线性函数的逼近特性和在线学习能力, 补偿模型中的非线性水动力项, 通过引入自适应鲁棒控制器对神经网络估计误差进行在线补偿, 区别于将估计误差假定为已知有上界的常值的限制, 减少了神经网络的收敛学习时间. 通过李雅普诺夫稳定性理论得到神经网络权重和逼近误差的估计的自适应律, 保证了系统全局稳定性. 最后, 通过仿真实验验证了所设计的控制器在外界扰动作用下的跟踪性能.

## 1 AUV 垂直面模型

忽略横摇运动对垂直面运动的影响, 得到简化的 AUV 垂直面运动方程, 且假定 AUV 纵向速度由推力系统单独控制保持在稳定航速  $u_d$ .

动力学方程

$$\begin{cases} \dot{w} = \frac{1}{m_w}(m_{uq}uq + d_w), \\ \dot{q} = \frac{1}{m_q}(d_q + \tau_s) + \frac{\Delta q}{m_q}. \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} m_w = m - Z_{\dot{w}}, \\ m_{uq} = m - Z_{uq}, \\ m_q = I_y - M_{\dot{q}}, \\ d_w = Z_{uw}uw + (W - B) \cos \theta + mz_g q^2, \\ d_q = M_{uw}uw + M_{uq}uq - mz_g wq + \\ (z_g W - z_b B) \sin \theta. \end{cases}$$

这里:  $[w, q]^T$  为系统状态变量, 分别表示 AUV 的垂向速度和纵倾角速度;  $m$  和  $m_{(\cdot)}$  表示 AUV 质量和附加质量;  $I_y$  为 AUV 绕  $y$  轴的转动惯量;  $Z_{(\cdot)}$  和  $M_{(\cdot)}$  表示 AUV 的非线性阻尼水动力系数;  $z_g$  和  $z_b$  分别为载体坐标下垂直轴上重心和浮心的坐标位置;  $W$  和  $B$  分别表示 AUV 所受的重力和浮力;  $\tau_s$  作为控制输入, 表示由 AUV 舵升降舵产生的纵倾力矩;  $\Delta q$  表示建模不精确项.

运动学方程

$$\begin{cases} \dot{z} = -u \sin \theta + w \cos \theta, \\ \dot{\theta} = q. \end{cases} \quad (2)$$

由于 AUV 垂向运动速度  $w$  相对于纵向速度  $u$  很小, 运动学方程可简化为

$$\begin{cases} \dot{z} = -u \sin \theta, \\ \dot{\theta} = q, \end{cases} \quad (3)$$

其中  $[z, \theta]^T$  为深度控制系统的输出, 分别表示 AUV 的下潜深度和纵倾角度.

## 2 神经网络反步法控制器设计

控制目标: AUV 变深控制器的设计目的是根据 AUV 数学模型 (1) 和 (3), 跟踪误差模型  $z_e = z_d - z$ , 在保持纵向速度  $u_d > 0$  恒定下, 对于给定阶跃变化的深度参考信号  $z_d$ , 设计反馈控制规律和自适应学习律驱动 AUV 跟踪期望深度  $z_d$ , 并保证跟踪误差渐近收敛到零, 即  $\lim_{t \rightarrow \infty} (z_d - z) = 0$ .

下面给出控制器具体设计步骤. 首先定义如下坐标变换:

$$z_e = z_d - z, \quad (4)$$

$$\theta_e = \theta - \alpha_1, \quad (5)$$

$$q_e = q - \alpha_2. \quad (6)$$

其中:  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别为待设计纵倾角和纵倾角速度的虚拟控制量; 考虑给定跟踪深度信号为阶跃变化, 所以  $\dot{z}_d = 0, \dot{z}_d = 0$ .

Step 1: 构造 Lyapunov 能量函数

$$V_1 = \frac{1}{2} z_e^2. \quad (7)$$

对式 (7) 两边求导, 将式 (3) 和 (4) 代入, 得

$$\dot{V}_1 = z_e \dot{z}_e = z_e (\dot{z}_d + u \sin \theta). \quad (8)$$

设计虚拟控制量

$$\alpha_1 = -c_1 z_e, \quad c_1 > 0. \quad (9)$$

将式(5)和(9)代入(8),整理得

$$\dot{V}_1 = -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e \theta_e. \quad (10)$$

因为存在极限  $\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\sin \theta}{\theta} = 1$ , 且当  $\forall \theta \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$

满足  $\exists 0 < \frac{\sin \theta}{\theta} \leq 1$  成立, 所以  $c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} > 0$  成立.

Step 2: 结合式(7)构造 Lyapunov 函数

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} p_1 \theta_e^2, \quad (11)$$

其中  $p_1 > 0$ . 对上式两边求导, 将式(10)代入, 可得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e \theta_e + p_1 \theta_e \dot{\theta}_e = \\ & -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + p_1 \theta_e \left( \dot{\theta}_e + \frac{1}{p_1} \frac{\sin \theta}{\theta} u z_e \right), \end{aligned} \quad (12)$$

且由式(5)和(9)可得

$$\dot{\theta}_e = \dot{\theta} - \dot{\alpha}_1 = q + c_1 u \sin \theta. \quad (13)$$

将上式代入式(12)得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + p_1 \theta_e \left( q + c_1 u \sin \theta + \frac{1}{p_1} \frac{\sin \theta}{\theta} u z_e \right). \end{aligned} \quad (14)$$

进一步, 由  $\theta = \theta_e + \alpha_1$ , 上式变为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + p_1 \theta_e \left( q + c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} \theta_e + \right. \\ & \left. \left( \frac{1}{p_1} - c_1^2 \right) \frac{\sin \theta}{\theta} u z_e \right). \end{aligned} \quad (15)$$

由上式可以看出, 由于  $c_1$  和  $p_1$  均为控制器待设计参数, 不妨设计  $p_1 = 1/c_1^2$ , 进而消除式(15)中的耦合项, 得到

$$\dot{V}_2 = -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 + p_1 \theta_e \left( q + c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} \theta_e \right). \quad (16)$$

设计纵倾角速度虚拟控制量  $\alpha_2$  为

$$\alpha_2 = -c_2 \theta_e, \quad c_2 > 0. \quad (17)$$

由式(6)和(17), 式(16)变为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & -c_1 u \frac{\sin \theta}{\theta} z_e^2 - c_2 p_1 \left( 1 - \frac{c_1 u \sin \theta}{c_2 \theta} \right) \theta_e^2 + p_1 \theta_e q_e. \end{aligned} \quad (18)$$

这里设计控制器参数满足  $c_2 > c_1 u$  条件成立, 使得  $1 - \frac{c_1 u \sin \theta}{c_2 \theta} > 0$  成立.

由于模型参数不确定给控制器设计带来了一定困难, 考虑神经网络具有非线性映射和在线学习的特点, 采用径向基神经网络(RBF NN)对模型中的非线性函数进行逼近. 令

$$f_q(u, w, q) = W^{*T} \Phi(x) + \varepsilon. \quad (19)$$

其中:  $f_q = \frac{d_q}{m_q} + \frac{\Delta_q}{m_q}$ ;  $x \in \mathbf{R}^n$  为网络输入信号;  $\Phi(x) = [\phi_1(x), \dots, \phi_m(x)]$ ,  $\phi_j(x)$  为高斯基函数;  $\varepsilon$  为神经网络的逼近误差, 且估计误差满足  $|\varepsilon| \leq \varepsilon^*$ ,  $\varepsilon^* > 0$  定义为满足  $\bar{\varepsilon} > \varepsilon^*$  条件的最小上界;  $W^* \in \mathbf{R}^m$  为神经网络

最优权值向量,  $m$  表示神经网络隐含层节点数. 最优权值向量和高斯基函数定义如下:

$$W^* = \arg \min_{W \in \mathbf{R}^n} (\sup |W^T \Phi - f_q|); \quad (20)$$

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (21)$$

其中:  $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jm}]$  为隐含层第  $j$  个神经元中心,  $\sigma_j$  为高斯基函数宽度. 因此式(1)可表示为

$$\dot{q} = \frac{\tau_s}{m_q} + W^{*T} \Phi(x) + \varepsilon. \quad (22)$$

下面设计神经网络权值的学习律和逼近误差的自适应律分别为

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma [p_2 q_e \Phi(x) - \lambda_1 (\hat{W} - W_0)], \quad (23)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}} = \gamma [p_2 q_e \tanh\left(\frac{q_e}{\sigma}\right) - \lambda_2 (\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0)]. \quad (24)$$

其中:  $\lambda_1 > 0$ ,  $\lambda_2 > 0$ ,  $\sigma > 0$ ;  $W_0$  为初始神经网络权值向量,  $\hat{W}$  为神经网络权值估计向量;  $\varepsilon_0$  为逼近误差初始值,  $\hat{\varepsilon}$  为逼近误差估计值. 通过引入修正项增加了系统在神经网络逼近误差存在时的鲁棒性, 改善了由于参数漂移过大而引起控制器增益过高导致输出控制信号长期陷入饱和的问题<sup>[14]</sup>.

设计控制输入为

$$\begin{aligned} \tau_s = m_q \left[ -\hat{W}^T \Phi(x) - \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{q_e}{\sigma}\right) - \right. \\ \left. c_3 q_e - c_2 q - c_1 c_2 u \sin \theta - \frac{p_1}{p_2} \theta_e \right]. \end{aligned} \quad (25)$$

由式(5), (9)和式(6), (17), 将式(25)中的中间变量替换为初始的状态变量, 得到最终控制器形式为

$$\begin{aligned} \tau_s = & -k_1 q - k_2 \theta - k_3 z_e - \\ & \left[ \hat{W}^T \Phi(x) + \hat{\varepsilon} \tanh\left(\frac{q_e}{\sigma}\right) + m_q c_1 c_2 u \sin \theta \right]. \end{aligned} \quad (26)$$

其中

$$\begin{cases} k_1 = m_q (c_2 + c_3), \\ k_2 = m_q \left( c_2 c_3 + \frac{1}{c_1^2 p_2} \right), \\ k_3 = m_q \left( c_1 c_2 c_3 + \frac{1}{c_1 p_2} \right). \end{cases}$$

由式(26)可以看出, 本文所设计的控制器的形式具有如下优点:

1) 控制器中包含虚拟控制量  $\alpha_1$  的高阶导数的形式较为简单, 相比于传统的反步法, 避免了控制器的复杂形式.

2) 控制器的线性部分为状态变量的线性组合, 可以表示为PID控制形式, 且分别对应深度误差、纵倾角度和纵倾角速度. 控制器参数的调节规律可以参考PID控制器的经验进行调节, 符合工程实际.

3) 最后一项中包含的非线性项可以实现对模型不确定性的在线辨识和误差上界的补偿, 起到反馈校正的作用. 引入的自适应鲁棒控制器可以实现对神经网络估计误差的补偿, 以加快神经网络的收敛学习速

度,进而优化控制器输出。

AUV 变深控制系统框图如图 1 所示。

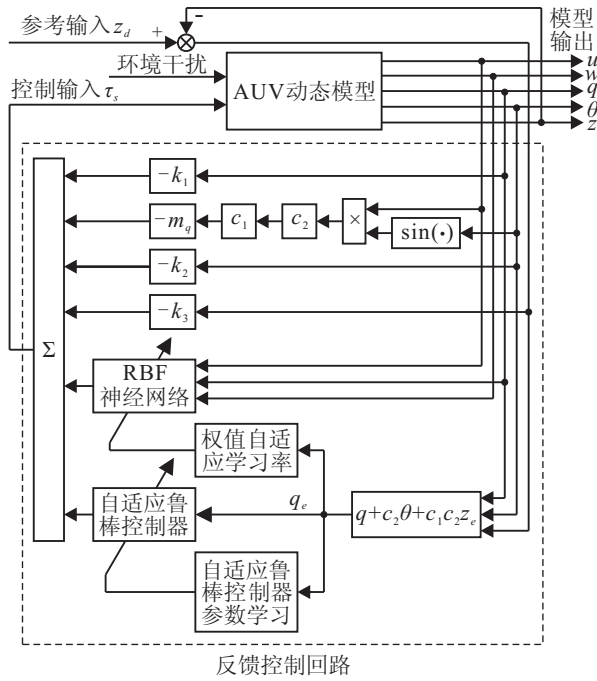


图 1 AUV 变深控制系统框图

### 3 稳定性分析

**定理 1** 考虑 AUV 的动态模型 (1), (3) 和变深跟踪误差方程 (4), 设计 AUV 变深控制器为式 (25), 神经网络权值的在线学习律和自适应鲁棒控制器参数的自适应律分别为式 (23) 和 (24), 则能够保证闭环误差系统状态的一致最终有界, 且收敛到原点附近较小的邻域内。

**证明** 定义估计误差  $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$ ,  $\tilde{\varepsilon} = \hat{\varepsilon} - \varepsilon^*$ , 结合式 (11) 构造 Lyapunov 函数

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2}p_2q_e^2 + \frac{1}{2}(\tilde{W}^T\Gamma^{-1}\tilde{W} + \gamma^{-1}\tilde{\varepsilon}^2), \quad (27)$$

其中  $p_2 > 0$ . 对上式两边求导, 将式 (18) 代入, 整理得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -c_1u\frac{\sin\theta}{\theta}z_e^2 - c_2p_1\left(1 - \frac{c_1u\sin\theta}{c_2}\right)\theta_e^2 + \\ & p_2q_e\left[\dot{q} + c_2(q + c_1u\sin\theta) + \frac{p_1}{p_2}\theta_e\right] + \\ & \tilde{W}^T\Gamma^{-1}\dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1}\dot{\tilde{\varepsilon}}. \end{aligned} \quad (28)$$

代入控制输入 (25), 上式变为

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -c_1u\frac{\sin\theta}{\theta}z_e^2 - c_2p_1\left(1 - \frac{c_1u\sin\theta}{c_2}\right)\theta_e^2 + \\ & p_2q_e\left[-\tilde{W}^T\Phi(x) - \tilde{\varepsilon}\tanh\frac{q_e}{\sigma} + \varepsilon\right] + \\ & \tilde{W}^T\Gamma^{-1}\dot{\tilde{W}} + \gamma^{-1}\dot{\tilde{\varepsilon}}. \end{aligned} \quad (29)$$

代入自适应律 (23) 和 (24), 整理得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 = & -c_1u\frac{\sin\theta}{\theta}z_e^2 - c_2p_1\left(1 - \frac{c_1u\sin\theta}{c_2}\right)\theta_e^2 - \\ & c_3p_2q_e^2 - \lambda_1\tilde{W}^T(\hat{W} - W_0) - \lambda_2\tilde{\varepsilon}(\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0) + \\ & p_2q_e\varepsilon - p_2q_e\varepsilon^*\tanh\left(\frac{q_e}{\sigma}\right). \end{aligned} \quad (30)$$

由于估计误差  $|\varepsilon| \leq \varepsilon^*$ , 对式 (30) 进行不等式放缩得

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 \leq & -c_1u\frac{\sin\theta}{\theta}z_e^2 - c_2p_1\left(1 - \frac{c_1u\sin\theta}{c_2}\right)\theta_e^2 - \\ & c_3p_2q_e^2 - \lambda_1\tilde{W}^T(\hat{W} - W_0) - \lambda_2\tilde{\varepsilon}(\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0) + \\ & p_2\varepsilon^*\left(|q_e| - q_e\tanh\left(\frac{q_e}{\sigma}\right)\right). \end{aligned} \quad (31)$$

考虑如下不等式条件成立:

$$\begin{aligned} \tilde{W}^T(\hat{W} - W_0) = \\ \frac{1}{2}\|\tilde{W}\|^2 + \frac{1}{2}\|\hat{W} - W_0\|^2 - \frac{1}{2}\|W^* - W_0\|^2, \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\varepsilon}(\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0) = \\ \frac{1}{2}|\tilde{\varepsilon}|^2 + \frac{1}{2}|\hat{\varepsilon} - \varepsilon_0|^2 - \frac{1}{2}|\varepsilon^* - \varepsilon_0|^2, \end{aligned} \quad (33)$$

$$0 \leq |q_e| - q_e\tanh\frac{q_e}{\sigma} \leq k\sigma, \quad (34)$$

其中  $k$  为常数, 满足  $k = e^{(k+1)}$  成立<sup>[14]</sup>. 式 (31) 可进一步放缩为

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 \leq & -d_1z_e^2 - d_2\theta_e^2 - c_3p_2q_e^2 - \frac{1}{2}\lambda_1\|\tilde{W}\|^2 + \\ & \frac{1}{2}\lambda_1\|W^* - W_0\|^2 + \frac{1}{2}\lambda_2|\varepsilon^* - \varepsilon_0|^2 - \\ & \frac{1}{2}\lambda_2|\tilde{\varepsilon}|^2 + p_2\varepsilon^*k\sigma. \end{aligned} \quad (35)$$

其中:  $d_1 = c_1u\frac{\sin\theta}{\theta}$ ,  $d_2 = c_2p_1\left(1 - \frac{c_1u\sin\theta}{c_2}\right)$ .

由上式得

$$\dot{V}_3 \leq cV_3 + \mu. \quad (36)$$

其中

$$c = \min\left\{2d_1, 2d_2, 2c_3, \gamma\lambda_2, \frac{\lambda_1}{\lambda_{\min}(\Gamma^{-1})}\right\}, \quad (37)$$

$$\mu = \frac{1}{2}\lambda_1\|W^* - W_0\|^2 + \frac{1}{2}\lambda_2|\varepsilon^* - \varepsilon_0|^2 + p_2\varepsilon^*k\sigma. \quad (38)$$

如果选择  $\rho = \frac{\mu}{c}$ , 则式 (35) 满足

$$0 \leq \dot{V}_3 \leq \rho + (V_3(0) - \rho)e^{-ct}. \quad (39)$$

由式 (36)~(39) 得, 闭环信号  $z_e, \theta_e, q_e, \tilde{W}, \tilde{\varepsilon}$  一致最终有界, 且通过合理设计控制器参数  $c_1, c_2, c_3, p_1, p_2, \lambda_1, \lambda_2$  能够使得误差系统收敛于原点处较小邻域  $\rho$ <sup>[15]</sup>.  $\square$

### 4 仿真实验

仿真实验对象为哈尔滨工程大学自主研发的实验型 AUV, 其外形尺寸为长 4.5 m、宽 1.2 m、高 0.6 m, 质量为 2 235 kg. 采用水池拖曳实测水动力系数建立仿真数学模型, 对所提出的控制方法在存在模型不确定和外界干扰时的深度跟踪能力进行验证, 并将仿真结果与 PID 控制器进行对比。

根据式 (26) 设计 AUV 变深控制器, 选择控制器增益参数  $c_1 = 0.06, c_2 = 0.2, c_3 = 20, p_2 = 100$ , AUV 期望速度  $u_d = 1 \text{ m/s}$ ; 根据式 (23) 设计神经网络学习算

法, 选取RBF神经网络输入层5个节点, 隐含层的神经元数目为20个, 输出层1个节点, 高斯基函数的中心点均匀地分布在 $[-0.5, 0.5]$ 的区间上, 宽度 $\sigma_j=0.5$ , 参数 $\lambda_1=5$ , 权值增益矩阵 $\Gamma=\text{diag}\{20, \dots, 20\}$ , 神经网络权值的初始值 $W_0=0$ ; 根据式(24)设计估计误差的自适应律, 自适应鲁棒控制器参数 $\gamma=10, \sigma=2.0$ , 调节因子 $\lambda_2=1.5, \varepsilon_0=0$ ; AUV初始条件为 $[z, \theta, q, w]^T=[0, 0, 0, 0]^T$ , 参考深度变化为(单位: m)

$$z_d = \begin{cases} 10, & 0 < t \leq 300; \\ 18, & 300 < t \leq 500; \\ 5, & 500 < t \leq 750; \\ 20, & 750 < t \leq 1000. \end{cases} \quad (40)$$

扰动作用项选取为

$$\Delta_q = 30 \sin(0.02\pi t) + 10|w| + 20|q|. \quad (41)$$

式(41)中包含有界扰动作用和分别与 $w$ 和 $q$ 相关的模型参数不确定性。

图2~图5为AUV变深控制的响应曲线. 从图2可以看出, PID控制器在受到环境干扰力作用或工作点发生变化时的控制效果较差, 无法实现对时变扰动作用的抑制, 导致控制力矩输出具有较大的峰值和陷入饱和区的现象, 无法实现精确变深控制, 而本文提出的非线性控制器由于具有自适应机制, 能够对抗扰动作用进行自适应补偿, 保证了深度跟踪性能; 图3为深度跟踪误差曲线, 本文设计的控制器能够保证深度跟踪稳态误差收敛到零. 图4和图5分别为控制器控制力矩变化曲线和AUV各状态变量变化曲线. 由图5第1组曲线可看出, 在变深运动过程中AUV垂向速度相比纵向速度很小, 进行控制器设计时可以忽略.

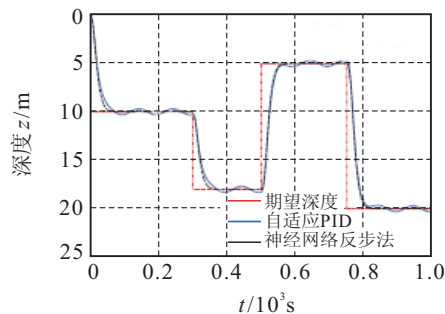


图2 AUV变深控制响应曲线

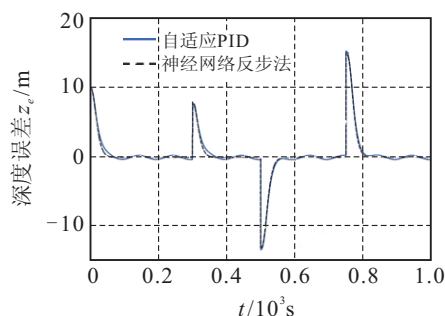


图3 AUV变深控制误差曲线

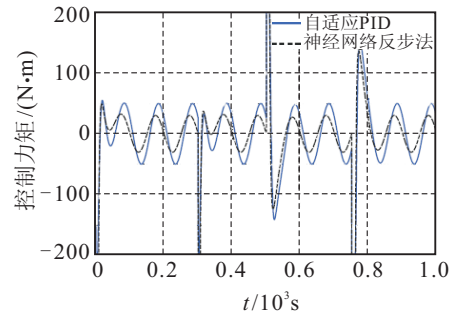


图4 AUV变深控制输入曲线

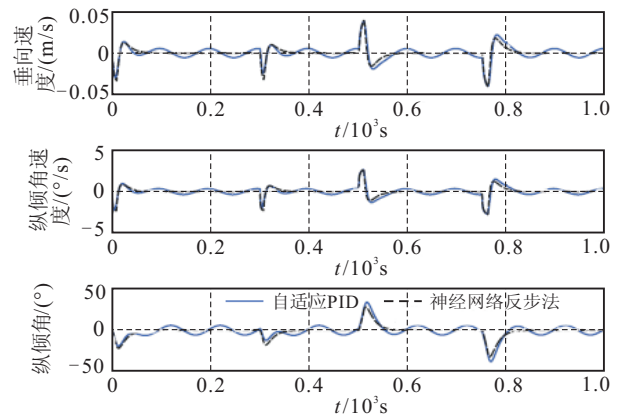


图5 AUV变深控制状态响应曲线

## 5 结论

本文针对AUV的变深控制问题, 考虑了AUV的模型不确定性和外界干扰作用, 提出了基于反馈增益思想的反步法结合神经网络的控制方法, 有别于传统反步法在迭代过程中存在虚拟控制量高阶导数的情况, 简化了控制器形式. 控制器利用神经网络补偿纵倾运动方程中的非线性水动力项和外界海流扰动作用, 通过设计自适应鲁棒控制器对逼近误差在线估计并予以消除, 不同于将逼近误差假定为已知有界值的限制, 优化了控制器的输出. 通过仿真实验验证了本文设计的控制器能够实现当存在外界干扰时AUV的精确变深控制.

## 参考文献(References)

- [1] 边信黔, 程相勤, 贾鹤鸣, 等. 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, et al. A bottom-following controller for underactuated AUV based on iterative sliding and increment feedback[J]. Control and Decision, 2011, 26(2): 289-292.)
- [2] 贾鹤鸣, 程相勤, 张利军, 等. 基于离散滑模预测的欠驱动AUV三维航迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1452-1458.  
(Jia H M, Cheng X Q, Zhang L J, et al. Three-dimensional path tracking control for an underactuated AUV based

- on discrete-time sliding mode prediction[J]. Control and Decision, 2011, 26(10): 1452-1458.)
- [3] Wang H J, Chen Z Y, Bian X Q, et al. NN-backstepping for diving control of an underactuated AUV[C]. MTS/IEEE Kona Conf OCEANS'11. Kona: IEEE Press, 2011: 129-134.
- [4] 袁芳, 朱大奇, 叶银忠. 基于降阶卡尔曼滤波器的水下机器人滑模容错控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1031-1036.  
(Yuan F, Zhu D Q, Ye Y Z. Sliding-mode fault-tolerant control method of underwater vehicle based on reduced-order Kalman filter[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1031-1036.)
- [5] Roberto C, Papoulias O A, Anthony J H. Adaptive sliding mode control of autonomous underwater vehicles in the dive plane[J]. J Oceanic Engineering, 1990, 15(3): 152-160.
- [6] Silvestre C, Pascoal A S. Depth control of the INFANTE AUV using gain-scheduled reduced order output feedback[J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(7): 883-895.
- [7] Feng Z, Allen R. Reduced order  $H_\infty$  control of an autonomous underwater vehicle[J]. Control Engineering Practice, 2004, 15(3): 1511-1520.
- [8] 汪伟, 边信黔, 王大海. AUV深度的模糊神经网络滑模控制[J]. 机器人, 2003, 25(3): 209-214.  
(Wang W, Bian X Q, Wang D H. Fuzzy neural network sliding-mode control of auto depth for AUV[J]. Robot, 2003, 25(3): 209-214.)
- [9] 唐旭东, 庞永杰, 李晔, 等. 基于混沌过程神经元的水下机器人运动控制方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 213-217.  
(Tang X D, Pang Y J, Li Y, et al. Chaotic process neuron control for AUVs[J]. Control and Decision, 2010, 25(2): 213-217.)
- [10] 俞建成, 李强, 张艾群, 等. 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, et al. Neural network adaptive control for underwater vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(1): 9-13.)
- [11] 周焕银, 刘开周, 封锡盛. 基于神经网络的自主水下机器人动态反馈控制[J]. 电机与控制学报, 2011, 15(7): 87-93.  
(Zhou H Y, Liu K Z, Feng X S. Dynamic feedback control based on ANN compensation controller for AUV motions[J]. Electric Machines and Control, 2011, 15(7): 87-93.)
- [12] 张利军, 贾鹤鸣, 边信黔, 等. 基于  $L_2$  干扰抑制的水下机器人三维航迹跟踪控制[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(5): 645-651.  
(Zhang L J, Jia H M, Bian X Q, et al. Three-dimensional path tracking control for an autonomous underwater vehicle based on L-two disturbance attenuation method[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(5): 645-651.)
- [13] Li J H, Pan M L. A neural network adaptive controller design for free-pitch-angle diving behavior of an autonomous underwater vehicle[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2005, 52(2): 132-147.
- [14] Polycarpou M M. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(3): 447-451.
- [15] Hassan K K. Nonlinear systems[M]. 3rd ed. America: Prentice Hall, 2002: 168-174.

~~~~~

(上接第406页)

- [7] Zhang G X, Jin W D, Hu L Z. A novel parallel quantum genetic algorithm[C]. Proc of the 4th Int Conf on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies. Chengdu: IEEE Press, 2003: 693-697.
- [8] Chen H, Zhang J H, Zhang C. Chaos updating rotated gates quantum-inspired genetic algorithm[C]. Proc of the Int Conf on Communications, Circuits and Systems. Chengdu: IEEE Press. 2004: 1108-1112.
- [9] Yang J A, Li B, Zhuang Z Q. Multi-universe parallel quantum genetic algorithm and its application to blind-source separation[C]. Proc of the Int Conf on Neural Networks and Signal Processing. Nanjing: IEEE Press, 2003: 393-398.
- [10] Li P C, Li S Y. Quantum-inspired evolutionary algorithm for continuous spaces optimization based on Bloch coordinates of qubits[J]. Neurocomputing, 2008, 72(1/2/3): 581-591.