

基于神经网络的水下机器人三维航迹跟踪控制

贾鹤鸣¹, 张利军², 齐雪³, 杨立新³

(1. 东北林业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040;

2. 西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072; 3. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 本文研究了水下机器人三维航迹跟踪控制问题, 在充分考虑了模型中不确定水动力系数和外界海流干扰的基础上, 提出了基于神经网络的自适应输出反馈控制方法. 控制器由3部分组成: 基于动态补偿器的输出反馈控制项、神经网络自适应控制项和鲁棒控制项. 神经网络所需的自适应学习信号由线性观测器提供. 基于Lyapunov稳定性理论证明了控制系统的稳定性. 最后针对某AUV进行了空间三维航迹跟踪控制仿真实验, 结果表明设计的控制器可以较好地克服时变非线性水动力阻尼对系统的影响, 并对外界海流干扰有较好的抑制作用, 可以实现三维航迹的精确跟踪.

关键词: 水下机器人; 三维航迹跟踪; 神经网络; 自适应控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Three-dimensional path tracking control for autonomous underwater vehicle based on neural network

JIA He-ming¹, ZHANG Li-jun², QI Xue³, YANG Li-xin³

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin Heilongjiang 150040, China;

2. School of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;

3. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Considering the uncertain hydrodynamic coefficients and environmental current disturbances, we propose an adaptive output feedback neural network controller for the three-dimensional path tracking control of an autonomous underwater vehicle (AUV). The controller consists of three control terms: the output feedback control term of the dynamic compensator, the neural network adaptive control term and the robust control term. An observer is designed to provide the neural network with the adaptive learning signal. The stability of the controller is analyzed by Lyapunov theory. A three-dimensional path tracking simulation is carried out on an experimental AUV; simulation results show that the designed controller provides high tracking precision, effectively suppresses the effect of the time-varying nonlinear hydrodynamic damping on the AUV system, and significantly attenuate the external currents disturbances.

Key words: autonomous underwater vehicle; three-dimensional path tracking; neural network; adaptive control

1 引言(Introduction)

水下机器人(autonomous underwater vehicle, AUV)三维航迹精确跟踪能力是完成AUV作业任务(如海底地形探查、水下打捞和施工等)的一种重要技术前提, 同时也是AUV自身避障的重要保证. AUV运动控制系统是一个多输入多输出的复杂非线性系统, 其控制器设计的优劣将会直接影响AUV对三维航迹的跟踪效果.

自适应控制是处理模型参数不确定问题的有效方法^[1-5], 然而上述文献中的自适应算法是全状态反馈的形式, 它需要系统的状态信息全部精确可知. AUV运动控制系统由于存在时变非线性水动力参数, 其速度信息很难精确测量, 这就给上述全状

态反馈的自适应算法的工程实现带来困难. 为了解决AUV速度信息难于精确测量的问题, 高建树等给出了基于线性观测器的自适应控制算法, 其中速度信息由观测器估计得到^[6]. SHUYONG LIU等利用后推法设计输出反馈控制器^[7], 然而控制器结构复杂不利于工程实现, 难于保证实际工况下系统的控制品质.

神经网络是估计动态系统不确定非线性部分的有力工具. JI-HONG LI等基于单隐层神经网络研究了水下机器人的动态行为^[8]. 俞建成等针对AUV的六自由度运动控制问题提出了神经网络直接自适应控制方法, 采用径向基(RBF)神经网络来估计非线性水动力项, 结合李雅普诺夫稳定性理论证明了存在

有界扰动和逼近误差条件下系统的一致最终有界^[9]. 然而, 单隐层和径向基神经网络是一种静态映射, 相比动态神经网络, 静态网络具有较多的输入节点和相对膨胀的网络结构, 它对外部噪声特别敏感, 降低控制系统的响应速度. 由于AUV动态系统中的不确定部分包括姿态角及其角速度等微分动态关系, 故使用静态网络无法实现对不确定非线性水动力阻尼的精确估计. 动态递归模糊神经网络是动态过程辨识的一种有效方法^[10-11], 它可以通过网络内部节点间的反馈去描述系统内部动态关系, 它的内部反馈环节可以减少网络输入节点数, 这样就能避免因增加输入个数而导致网络结构膨胀的问题, 从而加快了收敛速度.

本文针对AUV三维航迹精确跟踪控制问题, 考虑了非线性水动力阻尼对AUV系统的影响和外界海流干扰作用, 基于文献[12-17], 提出了基于动态递归模糊神经网络的自适应输出反馈控制器. 控制器由3部分组成: 动态补偿器、神经网络自适应控制项和鲁棒控制项. 其中动态补偿器稳定误差系统线性部分. 动态递归模糊神经网络用来补偿系统的不确定非线性部分, 鲁棒控制项用来抵消神经网络建模误差和外界干扰. 基于Lyapunov稳定性理论分析了闭环系统的稳定性. 最后利用AUV虚拟仿真平台, 通过航迹制导器对一序列航迹点进行拟合产生指令航线, 并利用本文的控制方法进行了AUV三维航迹跟踪控制仿真实验, 结果表明所设计的控制器可以很好的克服时变非线性水动力阻尼对系统的影响, 并对海流干扰有较好的抑制作用, 可以实现AUV三维航迹的精确跟踪.

2 水下机器人建模(AUV modelling)

在载体坐标系下, 水下机器人运动模型为

$$\begin{cases} \dot{\eta} = J(\eta)\nu, \\ M\dot{\nu} + C(\nu)\nu + D(\nu)\nu + g(\eta) + \tau_d = \tau, \end{cases} \quad (1)$$

其中: M 为惯性矩阵, 包括附加质量; $C(\nu) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 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; $D(\nu) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为水动力阻力和升力矩阵; $g(\eta) \in \mathbb{R}^6$ 为恢复力和力矩向量; τ_d 为外界干扰力和力矩向量; $\eta = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \varphi]^T$ 表示水下机器人位置和姿态向量, 也是系统输出向量; $\nu = [u \ v \ w \ p \ q \ r]^T$ 表示水下机器人在载体坐标系下的速度向量; $\tau \in \mathbb{R}^6$ 表示作用在水下机器人载体坐标系下的控制向量, 即力和力矩. $J(\eta)$ 为转换矩阵.

对于给定的光滑期望轨迹 $\eta_d \in \mathbb{R}^6$, 满足 $[\eta_d \ \dot{\eta}_d]^T$ 有界. 定义 $\bar{\xi} = [\xi_1 \ \xi_2]^T$, $\xi_1, \xi_2 \in \Omega \subset \mathbb{R}^6$ 并且

$$\xi_1 = \eta - \eta_d, \quad \xi_2 = J(\eta)\nu - \dot{\eta}_d,$$

则系统(1)可表示为

$$\begin{cases} \dot{\xi}_1 = \xi_2, \\ \dot{\xi}_2 = f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) + \\ J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}(\tau - \tau_d), \end{cases} \quad (2)$$

其中: $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 是一连续非线性未知函数, $\xi_1 \in \mathbb{R}^6$ 为输出跟踪误差. 对于系统(2), 本文的控制目的是: 仅利用输出跟踪误差 ξ_1 , 设计控制量 τ , 使闭环系统所有状态一致最终有界.

3 神经网络自适应输出反馈控制策略(NN adaptive output feedback control scheme)

对于跟踪误差动态系统(2), 如果 f 和 τ_d 已知, 控制器结构为

$$\tau = MJ^{-1}(u_1 - f + JM^{-1}\tau_d). \quad (3)$$

这时, 系统(2)变为

$$\begin{cases} \dot{\xi}_1 = \xi_2, \\ \dot{\xi}_2 = u_1. \end{cases} \quad (4)$$

构建下列动态补偿器使得系统(4)渐近稳定:

$$\begin{cases} \dot{\xi}_c = A_d\xi_c + B_d\xi_1, \\ u_1 = C_d\xi_c + D_d\xi_1, \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\xi_c \in \mathbb{R}^6$, $A_d, B_d, C_d, D_d \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为参数矩阵.

然而, 由于水下机器人参数的时变性及其与环境之间复杂的相互作用, 使得 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 为未知非线性函数. 本文将用带有动态递归模糊神经网络的补偿器, 不妨设为 u_2 , 来补偿不确定项 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 对系统动态性能的影响, 并补充一项鲁棒控制项来抵消神经网络估计误差和外部干扰 τ_d , 其控制结构原理图如图1.

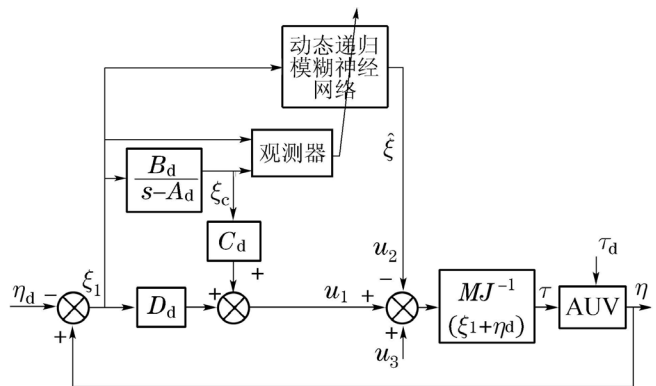


图1 控制器结构

Fig. 1 Controller architecture

3.1 基于动态递归模糊神经网络的补偿器 (Compensator based on dynamic recurrent fuzzy neural network)

动态递归模糊神经网络的结构如图2所示.

$x^N = [x_1^N \ \dots \ x_n^N]^T$ 为神经网络输入向量, y_N 为神经网络输出向量. 由图2得

$$y_N = F(x^N) = \sum_{a=1}^m \bar{y}_N^a \frac{1 + e^{-\mu(\sum_{j=1}^m w_{ja}^1 \alpha_{c,j}(k) + \mu_1^{i_1}(x_1^N(k)) + \dots + \mu_n^{i_n}(x_n^N(k)) - 0.5)}}}{\sum_{p=1}^m \frac{1}{1 + e^{-\mu(\sum_{j=1}^m w_{jp}^1 \alpha_{c,j}(k) + \mu_1^{i_1}(x_1^N(k)) + \dots + \mu_n^{i_n}(x_n^N(k)) - 0.5)}}}}, \quad (6)$$

其中: \bar{y}_N^a 为输出层连接权, m 为规则数, w^1 为递归层连接权, μ 为可选参数.

$$\mu_i^j = \exp[-(\frac{x_i^N - \bar{x}_{ij}}{\sigma_{ij}})^2], \quad (7)$$

其中 \bar{x}_{ij} 和 σ_{ij} 分别为高斯函数的中心和宽度.

$$\alpha_{c,j}(k) = \alpha_j(k - 1), \quad (8)$$

$$\alpha_a(k) = \frac{1}{1 + e^{-\mu(\sum_{j=1}^m w_{ja}^1 \alpha_{c,j}(k) + \mu_1^{i_1}(x_1^N(k)) + \dots + \mu_n^{i_n}(x_n^N(k)) - 0.5)}}}. \quad (9)$$

从式(8)–(9)可看出, 适用度 $\alpha_a(k)$ 不仅包含由当前输入向量 x^N 计算出来的适用度值 $\mu_1^{i_1}(x_1^N(k)), \dots, \mu_n^{i_n}(x_n^N(k))$, 还包括前一时刻各适用度值^[10–12].

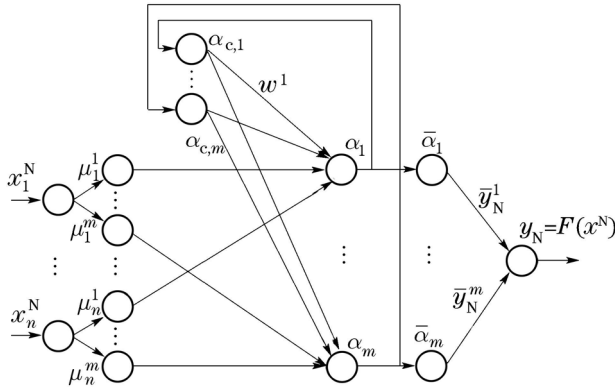


图 2 动态递归模糊神经网络结构

Fig. 2 Dynamic recurrent fuzzy neural network architecture

本文采用动态递归模糊神经网络对函数 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 进行在线学习逼近. 然而, ξ_2 无法直接测量得到, 不能作为神经网络输入向量. 由于动态递归模糊神经网络带有内部反馈环节, 具有记忆功能, 能够动态地反映 ξ_1 和 ξ_2 之间的微分关系, 这样可以选择可测量输出变量 ξ_1 作为网络输入向量. 另外, 由 $\eta_d, \dot{\eta}_d$ 和 $\ddot{\eta}_d$ 之间的微分关系及动态递归模糊神经网络的特点, 可以选择 η_d 作为网络输入向量. 由此, 只需选择 ξ_1 和 η_d 作为动态递归模糊神经网络的输入向量, 就可以对函数 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 进行在线学习逼近, 从而可以简化网络结

构, 加快网络参数学习速度.

定义动态递归模糊神经网络参数向量 $\beta \triangleq [\bar{x}^T \sigma^T w^{1T} \bar{y}_N^T]^T$, 其中: $\bar{x} = [\bar{x}_{ij}]$ 为高斯函数中心矩阵, $\sigma = [\sigma_{ij}]$ 为高斯函数宽度矩阵. 由神经网络逼近理论知, 存在一个紧集 \bar{D} , 使得当 $(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) \in \bar{D}$ 时, 对于给定一个正常数 ε^* , 存在有界参数向量 β , 连续非线性函数 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 能够被动态递归模糊神经网络 $F(\xi_1, \eta_d | \beta)$ 在线逼近, 即

$$f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) = F(\xi_1, \eta_d | \beta) + \varepsilon, \quad (10)$$

式中 ε 是神经网络逼近误差向量, 满足 $\|\varepsilon\| < \varepsilon^*$.

由此, 控制器(3)中的 $f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d)$ 用控制项 u_2 估计, 即

$$u_2 = F(\xi_1, \eta_d | \hat{\beta}) = \hat{f}(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d), \quad (11)$$

其中 $\hat{\beta} = [\hat{x}^T \hat{\sigma}^T \hat{w}^{1T} \hat{y}_N^T]^T$ 为 β 的估计值.

由式(10)和(11), 利用泰勒展开方法, 则神经网络重构误差为

$$\begin{aligned} f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) - u_2 = & F(\xi_1, \eta_d | \beta) - F(\xi_1, \eta_d | \hat{\beta}) + \varepsilon = \\ & -\tilde{\beta}^T \frac{\partial F(\xi_1, \eta_d | \beta)}{\partial \beta} \Big|_{\beta=\hat{\beta}} + o(\tilde{\beta}^2) + \varepsilon, \end{aligned} \quad (12)$$

其中: $\tilde{\beta} = \hat{\beta} - \beta$, 并且 $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{o(\tilde{\beta}^2)}{\tilde{\beta}^2} = 0$. 这里假设

$$\left\| \frac{\partial F(\xi_1, \eta_d | \beta)}{\partial \beta} \Big|_{\beta=\hat{\beta}} \right\| \leq D_1, \quad (13)$$

$$\|o(\tilde{\beta}^2) + \varepsilon\| \leq D_2, \quad (14)$$

D_1, D_2 为正常数. 由神经网络参数的有界性和神经网络重构误差的有界性, 上述假设成立.

3.2 鲁棒控制项(Robust control term)

在控制器(3)中, 外部干扰 τ_d 带有不确定性, 这里假设 τ_d 有界, 满足 $\|\tau_d\| \leq D_3$, D_3 为正常数.

为了消除网络重构误差和外界干扰的影响, 设计鲁棒控制项 u_3 . 将控制器(3)的 $J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d$ 替换为 u_3 , 则 u_3 设计为

$$u_3 = -(D_2 + \|JM^{-1}\|D_3) \frac{2\hat{\xi}^T P b}{\|\hat{\xi}^T P b\|}, \quad (15)$$

其中 $\hat{\xi}$ 和 P 将在后文给出定义. 由此, 控制器(3)可以重新记为

$$\tau = MJ^{-1}(\xi_1)(u_1 - u_2 + u_3). \quad (16)$$

3.3 观测器和自适应学习律(Observer and adaptive learning law)

在 u_2 的设计过程中,神经网络参数向量 $\hat{\beta}$ 的自适应学习律需要使用误差向量 $[\xi_1 \ \xi_2 \ \xi_c]^T$,其中 ξ_2 无法直接测量得到,因此首先设计观测器估计状态 ξ_2 ,然后通过Lyapunov方法获得 $\hat{\beta}$ 的自适应学习律.

定义

$$\xi \triangleq [\xi_1 \ \xi_2 \ \xi_c]^T, A \triangleq \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ D_d & 0 & C_d \\ B_d & 0 & A_d \end{bmatrix}, b \triangleq [0 \ 1 \ 0]^T.$$

由式(2)(5)(16),可以得到误差动态系统

$$\dot{\xi} = A\xi + b(f - u_2 - JM^{-1}\tau_d + u_3). \quad (17)$$

定义可测向量 $g \triangleq [\xi_1 \ \xi_c]^T$.在此定义下,误差动态系统又可写为

$$\begin{aligned} \dot{\xi} &= A\xi + b(f - u_2 - JM^{-1}\tau_d + u_3), \\ g &= C\xi, \end{aligned} \quad (18)$$

其中: $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 并且 u_2 和 u_3 的控制设计可以使

$$f - u_2 - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d + u_3 \approx 0, \quad (19)$$

以可测向量 g 作为输入信号,观测器结构设计为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\xi}} &= A\hat{\xi} + K\hat{g}, \\ \hat{g} &= C\hat{\xi}, \end{aligned} \quad (20)$$

其中: $\tilde{g} = g - \hat{g}$ 是估计误差, K 是增益矩阵, $A - KC$ 渐近稳定.

定义 $\tilde{\xi} = \hat{\xi} - \xi$, $\tilde{A} \triangleq A - KC$, 则观测误差动态系统为

$$\dot{\tilde{\xi}} = \tilde{A}\tilde{\xi} - b(f - u_2 - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d + u_3). \quad (21)$$

利用式(20)和(21)可以估计出 ξ_2 . 现在设动态递归模糊神经网络参数向量的自适应学习律为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\beta}} &= \gamma_\beta \left[2 \frac{\partial F(\xi_1|\beta)}{\partial \beta} \Big|_{\beta=\hat{\beta}} \hat{\xi}^T Pb - \right. \\ &\quad \left. \lambda_\beta (\hat{\beta} - \beta_0) \right], \end{aligned} \quad (22)$$

这里: β_0 为网络初始参数向量, β 是神经网络最佳参数向量. $\lambda_\beta > 0$, 并且假设 $\frac{\lambda_\beta}{2} - D_1^2 > 0$, γ_β 为自适应增益矩阵, P 为正定对称矩阵, 满足Lyapunov方程

$$A^T P + PA = -Q, \quad (23)$$

其中 $Q > 0$.

4 稳定性分析(Stability analysis)

这部分给出了AUV运动控制系统的稳定性分析. 基于文献[18-19], 利用Lyapunov稳定性理论, 得出如下结论: 如果跟踪误差 ξ , 观测器误差 $\tilde{\xi}$ 和神经网络估计误差 ε 最终有界, 则本文设计的基于神经网络的自适应输出反馈控制器可以使AUV运动控制系统稳定.

设 \tilde{P} 为正定对称矩阵, 满足

$$\tilde{A}^T \tilde{P} + \tilde{P} \tilde{A} = -\tilde{Q}, \quad (24)$$

这里 $\tilde{Q} > 0$, 满足

$$\lambda_{\min}(\tilde{Q}) - 2\|Pb + \tilde{P}b\|^2 > 0, \quad (25)$$

$\lambda_{\min}(\tilde{Q})$ 为矩阵 \tilde{Q} 的最小特征值.

定理 1 考虑系统(2)和观测器动态方程(20), 以及神经网络参数向量自适应律(22)和控制律(5)(11)(15)-(16), 则闭环系统误差信号 ξ , $\tilde{\xi}$, $\tilde{\beta}$ 最终有界.

证 选取Lyapunov函数

$$V = \xi^T P \xi + \tilde{\xi}^T \tilde{P} \tilde{\xi} + \frac{1}{2} \tilde{\beta}^T \gamma_\beta^{-1} \tilde{\beta}, \quad (26)$$

由于 $\tilde{\xi} = \hat{\xi} - \xi$, Lyapunov函数微分得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\xi^T Q \xi - \tilde{\xi}^T \tilde{Q} \tilde{\xi} + 2\tilde{\xi}^T Pb(f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) - \\ &\quad u_2 - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d + u_3) - \\ &\quad 2\tilde{\xi}^T (Pb + \tilde{P}b)(f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) - \\ &\quad u_2 - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d + u_3) + \tilde{\beta}^T \gamma_\beta^{-1} \dot{\tilde{\beta}}. \end{aligned}$$

由式(12)(15)和(22)得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\xi^T Q \xi - \tilde{\xi}^T \tilde{Q} \tilde{\xi} + 2\tilde{\xi}^T Pb(\varepsilon + o(\tilde{\beta}^2)) - \\ &\quad J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d - \\ &\quad 2\tilde{\xi}^T Pb(D_2 + \|J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\|D_3) \frac{2\tilde{\xi}^T Pb}{\|2\tilde{\xi}^T Pb\|} - \\ &\quad 2\tilde{\xi}^T (Pb + \tilde{P}b)(f(\xi_1, \xi_2, \eta_d, \dot{\eta}_d, \ddot{\eta}_d) - \\ &\quad u_2 - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d + u_3) - \lambda_\beta \tilde{\beta}^T (\hat{\beta} - \beta_0). \end{aligned}$$

由于

$$\begin{aligned} &2\tilde{\xi}^T Pb(\varepsilon + o(\tilde{\beta}^2)) - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d - \\ &\|2\tilde{\xi}^T Pb\|(D_2 + \|J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\|D_3) \leq 0, \\ &-\lambda_\beta \tilde{\beta}^T (\hat{\beta} - \beta_0) = \\ &-\lambda_\beta \tilde{\beta}^T (\tilde{\beta} + \beta - \beta_0) \leq \end{aligned}$$

$$-\frac{\lambda_\beta}{2} \|\tilde{\beta}\|^2 + \frac{\lambda_\beta}{2} \|\beta - \beta_0\|^2,$$

所以

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\lambda_{\min}(Q)\|\xi\|^2 - \lambda_{\min}(\tilde{Q})\|\tilde{\xi}\|^2 - \\ & 2\tilde{\xi}^T(Pb + \tilde{P}b)[- \tilde{\beta}^T \frac{\partial F(\xi_1, \eta_d|\beta)}{\partial \beta} \|_{\beta=\hat{\beta}} + \\ & o(\tilde{\beta}^2) + \varepsilon - J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\tau_d - \\ & (D_2 + \|J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\|D_3) \frac{2\tilde{\xi}^T Pb}{\|2\tilde{\xi}^T Pb\|}] - \\ & \frac{\lambda_\beta}{2} \|\tilde{\beta}\|^2 + \frac{\lambda_\beta}{2} \|\beta - \beta_0\|^2 \leq \\ & -\lambda_{\min}(Q)\|\xi\|^2 - (\lambda_{\min}(\tilde{Q}) - \\ & 2\|Pb + \tilde{P}b\|^2)\|\tilde{\xi}\|^2 - (\frac{\lambda_\beta}{2} - D_1^2)\|\tilde{\beta}\|^2 + \\ & 4(D_2 + \|J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\|D_3)^2 + \\ & \frac{\lambda_\beta}{2} \|\beta - \beta_0\|^2 \leq -\lambda V + \rho, \end{aligned} \quad (27)$$

其中:

$$\lambda = \min\left\{ \frac{\lambda_{\min}(Q)}{\lambda_{\max}(P)}, \frac{\lambda_{\min}(\tilde{Q}) - 2\|Pb + \tilde{P}b\|^2}{\lambda_{\max}(\tilde{P})}, 2\gamma_\beta(\frac{\lambda_\beta}{2} - D_1^2) \right\},$$

$$\rho = 4(D_2 + \|J(\xi_1 + \eta_d)M^{-1}\|D_3)^2 + \frac{\lambda_\beta}{2} \|\beta - \beta_0\|^2,$$

$\lambda_{\max}(P)$ 和 $\lambda_{\max}(\tilde{P})$ 分别为矩阵 P 和 \tilde{P} 的最大特征值.

由式(27)得

$$0 \leq V \leq \frac{\rho}{\lambda} + (V(0) - \frac{\rho}{\lambda})e^{-\lambda t}. \quad (28)$$

当 $t \rightarrow \infty$ 时, V 的界趋于 $\frac{\rho}{\lambda}$, 并且如果 $\gamma_1\|\xi\| \leq V$, 其中 γ_1 为正常数, 则

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\xi\| \leq \gamma_1^{-1} \frac{\rho}{\lambda}, \quad (29)$$

即 ξ 最终有界. 同理, $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\beta}$ 也最终有界.

5 仿真试验(Simulation)

仿真实验基于某型AUV的半物理仿真平台, 针对由实测水动力系数构建的某型AUV的六自由度模型, 对本文的控制方法在非定常海流干扰条件下三维航迹跟踪的精确跟踪能力进行验证.

设定AUV航迹制导器生成的期望航迹点为

$$(x_i, y_i, z_i) = (R \times \cos(i \times 15^\circ), R \times \sin(i \times 15^\circ), (i + 1) \times d),$$

其中: $R=100$, $i = 1, 2 \dots, 80$, d 为AUV初始深度. 利用AUV航迹跟踪控制器驱动AUV沿着由期望航

迹点拟合产生的三维航迹进行跟踪控制. 外界干扰主要来自海流对AUV的影响, 海流流速为

$$u_{\text{current}} = \begin{cases} 1.25 \text{ m/s}, & 0 \text{ m} \leq z \leq 80 \text{ m}, \\ 1.00 \text{ m/s}, & 80 \text{ m} < z \leq 170 \text{ m}, \\ 0.75 \text{ m/s}, & 170 \text{ m} < z \leq 250 \text{ m}, \\ 0.50 \text{ m/s}, & 250 \text{ m} < z \leq 380 \text{ m}, \end{cases}$$

流向为 0° (与 X 轴负半轴夹角). 设AUV初始位置为 $(x, y, z) = (100, 0, 10)$, 初始姿态角为 $(\varphi, \theta, \phi) = (0^\circ, 0^\circ, 90^\circ)$, 初始航速为 $(u, v, w) = (0, 0, 0)$ m/s, 期望航速为 $u_d = 2$ m/s.

动态补偿器设计参数为 $A_d = -8$, $B_d = 0.5$, $C_d = 25$, $D_d = -10$. 神经网络的初始参数设置为零, $\gamma_\beta = 1.5$, $D_1 = 0.5$. 隐层节点数为10, 隶属函数中心值为0.2, 宽度为0.5, 结构层网络权值的初值为0. 自适应学习增益 $\lambda_\beta = 1$, $\gamma_\beta = 1.5$. 观

测器增益矩阵 $K = \begin{bmatrix} 1.5 & 1 \\ 0.25 & -8 \\ 0.2 & 0.75 \end{bmatrix}$. 鲁棒控制项系

数 $D_2 = 0.05$, $D_3 = 2$. 本文控制器设计的思想是先设计动态补偿器保证AUV误差跟踪动态系统的稳定, 首先必须选择合适的 A_d, B_d, C_d, D_d 来镇定整个非线性系统, 这是本文控制器行之有效的重要前提; 其次影响系统跟踪的精度原因是非线性水动力阻尼和外界海流干扰, 所以选择神经网络来补偿不确定性对系统的影响(参数选择如上所述); 最后设计鲁棒控制项的目的是进一步提高神经网络的学习精度, 减小神经网络的估计误差, 最终实现AUV对三维航迹的精确跟踪.

图3为AUV以螺旋线方式三维下潜航迹跟踪曲线. 为验证本文所设计控制器的性能, 以PID控制器对AUV三维航迹跟踪的仿真数据加以比对, 图3中P1至P2点为螺旋线的第1圈, P2至P3点为螺旋线的第2圈. 图4为三维航迹跟踪误差曲线, 图5和图6为AUV螺旋下潜第1圈的仿真数据分别在 XY 平面和 XZ 平面投影而成的航迹曲线, 图7为航速误差曲线. 通过图4可以看出神经网络自适应控制的航迹误差明显小于传统PID控制, 具有更高的跟踪控制精度. 由图5和图6可以清晰的看到与传统PID控制相比, 基于神经网络的自适应输出反馈控制方法对海流干扰有较好的抑制作用, 鲁棒性强, AUV冗余航迹短, 与期望航迹线更为接近. 图8给出了AUV推进器推力变化曲线, 可以看出在实际AUV额定推力范围内(即满足水下机器人运动控制能力的要求前提下), 跟踪初始阶段时由于神经网络学习误差较大, 造成神经网络控制器输出较

大,经过一段时间的自适应学习,神经网络的控制力明显要小于传统PID控制力,而PID控制没有对外界海流干扰的抑制作用,产生冗余航迹大,致使控制输出相对较大,增大了推进器实际工况下的工作负担.实验结果表明本文所提出的控制器设计方法可以很好地解决AUV三维航迹跟踪问题.

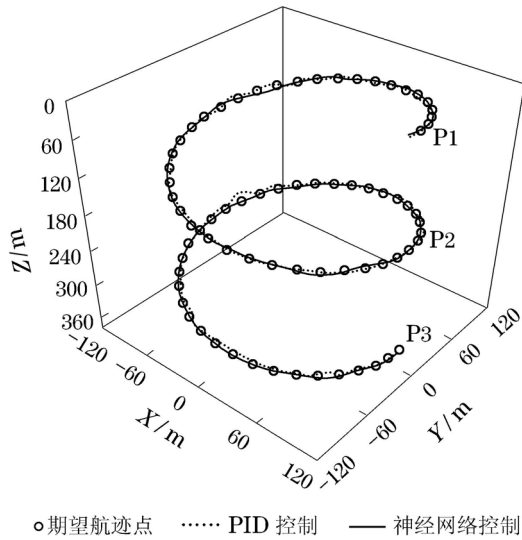


图3 AUV空间航迹跟踪曲线
Fig. 3 AUV spatial path following

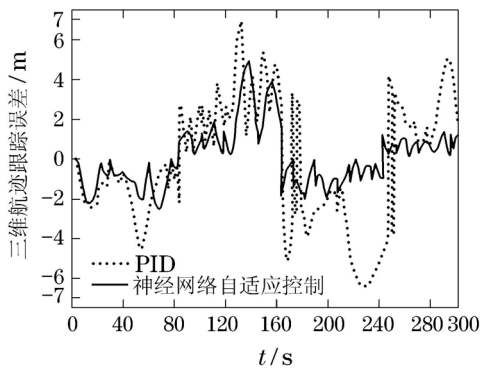


图4 三维航迹跟踪误差
Fig. 4 Spatial path following error

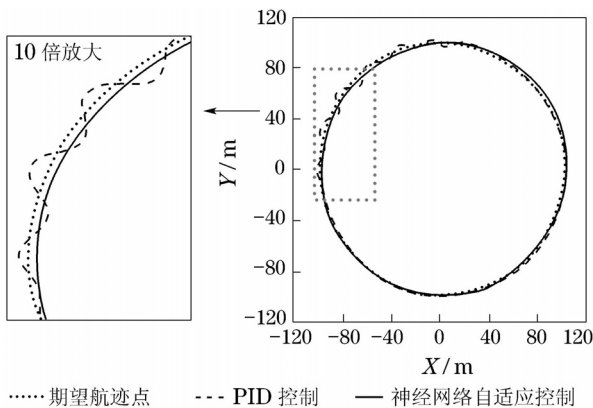


图5 XY平面航迹
Fig. 5 XY plane path following

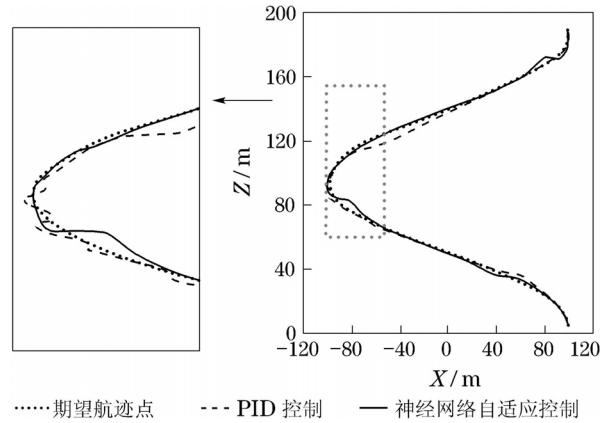


图6 XZ平面航迹
Fig. 6 XZ plane path following

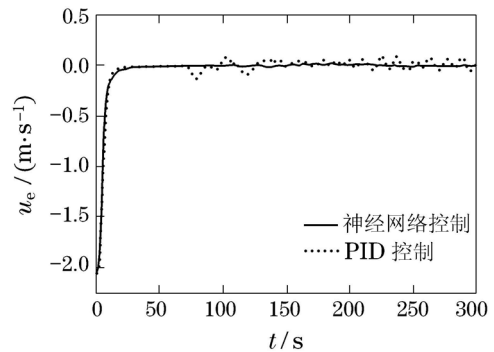


图7 航速误差
Fig. 7 Speed error of the AUV

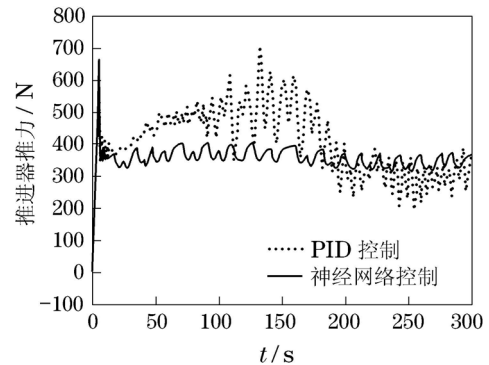


图8 推进器推力变化曲线
Fig. 8 Thruster force changing curves

6 结论(Conclusion)

本文针对AUV三维航迹跟踪控制问题,提出了基于动态递归模糊神经网络的自适应输出反馈控制方法.其中动态补偿器用来镇定误差系统的线性部分.动态递归模糊神经网络用来估计并补偿模型中的不确定非线性阻尼项和外界海流干扰,鲁棒控制项用来抵消神经网络估计误差.设计的控制器能够大大降低未知非线性阻尼对AUV三维运动的影响,能够有效地抑制外界海流干扰,具有一定的鲁棒性.仿真结果表明该控制方法可以达

到理想的控制效果, 实现AUV对三维航迹的精确跟踪.

参考文献(References):

- [1] 俞建成, 张艾群, 王晓辉, 等. 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制 [J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 840 – 846.
(YU Jiancheng, ZHANG Aiqun, WANG Xiaohui, et al. Direct adaptive control of underwater vehicles based on fuzzy neural networks [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 840 – 846.)
- [2] YOERGE D R, SLOTINE J E. Robust trajectory control of underwater vehicles [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1985, 10(4): 462 – 470.
- [3] FOSSEN T I, SAGATUN S I. Adaptive control of nonlinear systems: a case study of underwater robotic systems [J]. *Journal of Robotic Systems*, 1991, 8(3): 393 – 412.
- [4] CORRADINI M L, ORLANDO G. A discrete adaptive variable structure controller for MIMO systems and its application to an underwater ROV [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1997, 5(3): 349 – 359.
- [5] ANTONELLI G, CHIAVERINI S, SARKAR N. Adaptive control of an autonomous underwater vehicle: experimental results on ODIN [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2001, 9(5): 756 – 765.
- [6] 高建树, 邢志伟, 张宏波. 基于观测器的水下机器人神经网络自适应控制 [J]. 机器人, 2004, 26(6): 515 – 518.
(GAO Jianshu, XING Zhiwei, ZHANG Hongbo. Observer-based neural network adaptive control of underwater vehicles [J]. *Robot*, 2004, 26(6): 515 – 518.)
- [7] LIU S Y, WANG D E, POH E K, et al. Nonlinear output feedback controller design for tracking control of ODIN in wave disturbance condition [C] // *Proceedings of MTS/IEEE OCEANS*. New York: IEEE, 2005, 2: 1803 – 1810.
- [8] LI J H, LEE P M. A neural network adaptive controller design for free-pitch-angle diving behavior of an autonomous underwater vehicle [J]. *Robotics and Autonomous System*, 2005, 52(2): 132 – 147.
- [9] 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 Jiancheng, LI Qiang, ZHANG Aiqun, et al. Neural network adaptive control for underwater vehicles [J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 9 – 13.)
- [10] 张友旺. 直接自适应动态递归模糊神经网络控制及其应用 [J]. 信息与控制, 2008, 37(3): 269 – 274.
(ZHANG Youwang. Direct adaptive dynamic recurrent fuzzy neural network control and its application [J]. *Information and Control*, 2008, 37(3): 269 – 274.)
- [11] 毛六平, 王耀南, 孙炜, 等. 一种递归模糊神经网络自适应控制方法 [J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2285 – 2287.
(MAO Liuping, WANG Yaonan, SUN Wei, et al. An adaptive control using recurrent fuzzy neural network [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(12): 2285 – 2287.)
- [12] ZHANG L J, QI X, PANG Y J. Adaptive output feedback control based on DRFNN for AUV [J]. *Ocean Engineering*, 2009, 36(9/10): 716 – 722.
- [13] JAVADI J, BAGHERI A. An adaptive neuro-fuzzy sliding mode based genetic algorithm control system for under water remotely operated vehicle [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(1): 647 – 660.
- [14] 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 Lijun, JIA Heming, BIAN Xinqian, 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.)
- [15] LI J W, SONG B W, SHAO C. Tracking control of autonomous underwater vehicles with internal moving mass [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(10): 1319 – 1323.
- [16] KUMAR R P, KUMAR C S, SEN D, et al. Discrete time-delay control of an autonomous underwater vehicle: theory and experimental results [J]. *Ocean Engineering*, 2009, 36(1): 74 – 81.
- [17] 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 Heming, CHENG Xiangqin, ZHANG Lijun, 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.)
- [18] GE S S, WANG C. Adaptive neural control of uncertain MIMO nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Neural Network*, 2004, 15(3): 674 – 735.
- [19] CHENG L, HOU Z G, TAN M. Adaptive neural network tracking control for manipulators with uncertain kinematics, dynamics and actuator model [J]. *Automatica*, 2009, 45(10): 2312 – 2318.

作者简介:

贾鹤鸣 (1983–), 男, 博士, 研究方向为非线性系统控制、机器人控制技术, E-mail: jiaheminglucky99@126.com;

张利军 (1973–), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为非线性系统控制技术, E-mail: zhanglj@hrbeu.edu.cn;

齐雪 (1981–), 女, 博士研究生, 研究方向为水下机器人控制技术, E-mail: qixue@hrbeu.edu.cn;

杨立新 (1982–), 女, 博士研究生, 研究方向为非线性控制与滤波技术, E-mail: yanglixin@hrbeu.edu.cn.