

DOI: 10.11992/tis.201611011

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20170702.0418.004.html>

欠驱动船舶神经网络自适应路径跟踪控制

杨迪¹, 郭晨², 朱玉华¹, 付思¹

(1. 沈阳工业大学 化工过程自动化学院, 辽宁 辽阳 111003; 2. 大连海事大学 船舶自动化仿真器研究所, 辽宁 大连 116026)

摘 要: 针对模型参数未知的欠驱动船舶路径跟踪问题, 将神经网络技术与反演设计法相结合, 提出一种神经网络稳定自适应控制方法。首先根据运动学误差方程和线性变换确定辅助的前进速度和艏摇角, 然后利用神经网络逼近技术对模型中任意不确定因素进行补偿, 设计自适应控制律, 使得实际的前进速度和艏摇角分别收敛到辅助值。应用 Lyapunov 函数证明了船舶路径跟踪闭环系统的误差信号最终一致有界。仿真结果表明, 利用设计的控制律可以迫使欠驱动船舶跟踪曲线和直线路径, 并且具有较强的鲁棒性。

关键词: 欠驱动船舶; 参数未知; 反演设计法; 自适应控制; 神经网络; 路径跟踪; Lyapunov 函数; 最终一致有界
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2018)02-0254-07

中文引用格式: 杨迪, 郭晨, 朱玉华, 等. 欠驱动船舶神经网络自适应路径跟踪控制[J]. 智能系统学报, 2018, 13(2): 254-260.

英文引用格式: YANG Di, GUO Chen, ZHU Yuhua, et al. Neural network adaptive path tracking control for underactuated ships[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(2): 254-260.

Neural network adaptive path tracking control for underactuated ships

YANG Di¹, GUO Chen², ZHU Yuhua¹, FU Si¹

(1. College of Chemical Process Automation, Shenyang University of Technology, Liaoyang 111003, China; 2. Institute of Ship Automation and Simulator, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: Considering path-following problems of underactuated ships with parameter uncertainties, the nerve network technology was combined with the backstepping method for proposing a stable nerve-network adaptive control method. Firstly, based on kinematics error equations and linear transformation, auxiliary surge velocity and heading angle were determined; then the nerve network approximation technology was utilized to compensate for any uncertainties in the model, an adaptive control law was designed, so as to make actual surge velocity and heading angle converge to the auxiliary values respectively. By using the Lyapunov function, it was proved that the ultimately uniform boundedness of the error signals in the closed-loop path following system of ship. Numerical simulation results show that, the designed law can force underactuated ship to follow curve and straight path, it has strong robustness.

Keywords: underactuated ship; parameter uncertainties; backstepping; adaptive control; neural networks; path following; Lyapunov function; ultimately uniform boundedness

装备舵装置和螺旋桨推进器的水面船舶, 通常由舵装置产生的转船力矩和螺旋桨的纵向推进力同时来控制船舶的位置和艏摇角 3 个自由度的状态, 其中位置状态的控制是通过调节艏摇角间接实现的。这属于机械系统的广义坐标向量维数大于控制

输入向量维数的情况, 也就是说此时的船舶运动控制系统属于欠驱动系统。正常航行中的大多数船舶均处于欠驱动状态^[1]。

近年来, 随着控制理论的发展, 欠驱动船舶运动控制问题已经成为研究者关注的热点^[2-4]。欠驱动船舶运动控制系统属于一类带有非完整加速度约束的非线性系统, 传统非完整系统的控制方法不能直接应用于欠驱动船舶, 因此深入研究欠驱动船舶运

收稿日期: 2016-11-08. 网络出版日期: 2017-07-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51579024, 61374114).

通信作者: 杨迪. E-mail: yyaaid@163.com.

动控制问题具有理论和实际意义^[5]。文献[6]在航向角速度持续激励的假设下,应用 Lyapunov 直接法设计出连续时变控制律,但是该控制律要求参考路径不能为直线;文献[7]通过适当的坐标变换,解决了持续激励问题,提出一种全局渐进稳定的路径跟踪控制律;文献[8]基于反演方法,提出了鲁棒非线性路径跟踪控制律,但是忽略了船舶模型中的非线性阻尼项。实现不依赖于船舶模型参数的路径跟踪控制是极为有意义的,可提高工程实用性。为了解决外部环境扰动和模型参数不确定性的影响,K.D.DO和他的团队利用 LPA(Lipschitz projection algorithm)算法^[9]对不确定项进行在线估计,设计出鲁棒自适应控制律^[10]。由于神经网络对非线性函数具有很强的逼近能力^[11],很多学者将其应用到欠驱动船舶跟踪控制中。文献[12]将迭代神经网络方法和动态面技术结合起来,提出一种速度控制律,可使得欠驱动船舶路径跟踪闭环系统所有误差信号最终一致有界;文献[13]为了补偿不确定模型参数以及外界风、浪、流所引起的干扰,将多层神经网络逼近器与鲁棒自适应控制方法相结合,设计出神经自适应鲁棒控制律;文献[14]基于自适应神经网络控制方法,提出了一种全局滑模路径跟踪控制律;文献[15]针对欠驱动船舶在稳定航速条件下的跟踪问题,利用神经网络逼近特性实现控制器中非线性部分的在线估计,提出了一种自适应神经网络与反步法结合的控制算法;文献[16]利用微分同胚变换和 Lyapunov 直接方法设计参考航向和速度,然后利用神经网络技术对操纵环路和推进环路分别设计自适应控制律,从而实现欠驱动船舶路径跟踪控制,该控制方法是针对船舶模型中惯性质量参数是已知的情况,但是在实际中,由于外界环境的干扰,一般惯性质量参数建模是不精确的。受以上研究的启发,考虑到船舶模型参数建模不精确的问题,区别文献[16]的方法,设计了欠驱动船舶路径跟踪的神经网络自适应控制律。该控制律无需已知船舶模型参数,利用 RBF 神经网络的万能逼近特性估计期望的前进速度和艏摇角的导数项,进而消除反演设计方法中的项数膨胀问题。应用 Lyapunov 函数证明了船舶路径跟踪闭环系统误差信号最终一致有界。最后基于一艘欠驱动船模的仿真对比实验验证了控制律的有效性。

1 船舶运动数学模型

假定欠驱动船舶是xz平面对称,只考虑前进、艏摇和横漂3个自由度的水平面运动,建立在大地球坐标系下的船舶运动学模型具有精确性和非完整性,描述为^[17]

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

式中: x 、 y 和 ψ 分别是大地坐标系下的船舶横、纵向位置和艏摇角; u 、 v 、 r 分别是船体坐标下的船舶前向速度、横漂速度以及艏摇角速度。

建立在船体坐标系下的船舶动力学模型具有不确定性和非线性特性,表示为^[17]

$$\begin{cases} \dot{u} = \frac{m_2}{m_1} vr - \frac{X_u}{m_1} u - \frac{X_{|u|u}}{m_1} |u|u + \frac{\tau_u}{m_1} + \frac{d_{wu}}{m_1} \\ \dot{v} = -\frac{m_1}{m_2} ur - \frac{Y_v}{m_2} v - \frac{Y_{|v|v}}{m_2} |v|v + \frac{d_{wv}}{m_2} \\ \dot{r} = \frac{m_1 - m_2}{m_3} uv - \frac{N_r}{m_3} r - \frac{N_{|r|r}}{m_3} |r|r + \frac{\tau_r}{m_3} + \frac{d_{wr}}{m_3} \end{cases} \quad (2)$$

式中: m_1 、 m_2 、 m_3 是船舶的惯性质量参数; X_u 、 Y_v 、 N_r 和 $X_{|u|u}$ 、 $Y_{|v|v}$ 、 $N_{|r|r}$ 分别是线性和非线性水动力阻尼参数,受环境影响可能导致建模不准确,作为未知参数处理; τ_u 、 τ_r 分别为船舶操纵装置的纵向主推进力和转船力矩; d_{wu} 、 d_{wv} 、 d_{wr} 是由风、浪、流等环境因素对船舶作用的等效干扰,分别由纵向干扰力、横向干扰力以及艏摇干扰力矩组成。

假设1 船舶惯性质量参数的范围是确定的即

$$m_{i,\min} < m_i < m_{i,\max}, i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

式中: $m_{i,\min}$ 、 $m_{i,\max}$, $i = 1, 2, 3$ 是已知参数。

假设2 d_{wu} 、 d_{wv} 、 d_{wr} 为时变未知变量,满足:

$$|d_{wu}| < d_{u\max}, |d_{wv}| < d_{v\max}, |d_{wr}| < d_{r\max} \quad (4)$$

式中: $d_{u\max}$ 、 $d_{v\max}$ 、 $d_{r\max}$ 是扰动变量的未知界。

船舶的惯性质量参数可通过建模得到,由于环境的干扰,一般测量值不精确,但是得到惯性质量参数的范围是相对容易的;船舶在海上航行,会受到风、浪、流等外界时变干扰,这些干扰的能量是有限的,作用到船舶的干扰力和力矩都是有界的量。因此,假设1和2合理。

欠驱动船舶的参考路径可由一条虚拟小船产生,受到文献[18]的启发,虚拟小船的数学模型可描述为

$$\begin{cases} \dot{x}_d = u_d \cos \psi_d - v_d \sin \psi_d \\ \dot{y}_d = u_d \sin \psi_d + v_d \cos \psi_d \\ \dot{\psi}_d = r_d \\ \dot{v}_d = -\frac{m_1}{m_2} u_d r_d - \frac{Y_v}{m_2} v_d - \frac{Y_{|v|v}}{m_2} |v_d|v_d \end{cases} \quad (5)$$

式中: x_d 、 y_d 、 ψ_d 、 u_d 、 v_d 、 r_d 是期望的状态量,含义与船舶模型中的类似,其中期望的前向速度 u_d 和艏摇角速度 r_d 可直接给出,这样可以避免动力学方程中的不确定性。

控制目标:考虑到船舶模型参数不确定以及受到外部时变扰动,设计神经网络自适应控制律,使得船舶的实际位置 x 、 y 和艏摇角 ψ 达到并保持于期望位置 x_d 、 y_d 、 ψ_d ,实现船舶路径跟踪控制。

2 控制律的设计

根据运动学误差方程确定船舶辅助的前进速度和艏摇角, 考虑到反演设计方法中存在“计算膨胀”问题, 将辅助的前进速度和艏摇角的导数作为不确定项处理, 利用 RBF 神经网络的万能逼近特性估计动力学方程中的不确定项^[19], 从而使得实际的前进速度和艏摇角有效地逼近辅助值。

2.1 运动学部分设计

参考路径是由一条虚拟小船给出, 定义误差项:

$$x_e = x - x_d, y_e = y - y_d \quad (6)$$

根据实际船舶与虚拟小船的位置关系, 考虑式

(1) 和式 (5) 并引入双曲正切函数 $\tanh(\cdot)$ 得

$$\begin{aligned} \dot{x}_e + k_1 \tanh(k_3 x_e) &= D_x \\ \dot{y}_e + k_2 \tanh(k_4 y_e) &= D_y \end{aligned} \quad (7)$$

式中

$$\begin{aligned} D_x &= u \cos \psi - v \sin \psi - u_d \cos \psi_d + v_d \sin \psi_d + \\ &\quad k_1 \tanh(k_3 x_e) \\ D_y &= u \sin \psi + v \cos \psi - u_d \sin \psi_d - v_d \cos \psi_d + \\ &\quad k_2 \tanh(k_4 y_e) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $k_1, k_2, k_3, k_4 > 0$ 。可以发现, 如果 D_x 、 D_y 收敛到原点附近, 那么船舶的位置误差项也将会收敛到原点附近。接下来设计辅助的前进速度和艏摇角来稳定位置误差, 引入误差项:

$$E_u = u - \alpha_u, \psi_e = \psi - \psi_d, E_\psi = \psi_e - \alpha_{\psi_e} \quad (9)$$

式中: α_u 是辅助的前进速度, α_{ψ_e} 是 ψ_e 的辅助值, 将式 (8) 代入 (7) 并进行三角函数变换得

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{D}_x \\ \dot{D}_y \end{bmatrix} &= J(\psi) \begin{bmatrix} E_u \\ 0 \end{bmatrix} + J(\psi) \times \\ &\begin{bmatrix} \alpha_u - \cos(E_\psi + \alpha_{\psi_e}) \bar{D}_x - \sin(E_\psi + \alpha_{\psi_e}) \bar{D}_y \\ v + \sin(E_\psi + \alpha_{\psi_e}) \bar{D}_x - \cos(E_\psi + \alpha_{\psi_e}) \bar{D}_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

式中

$$\begin{aligned} J(\psi) &= \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \\ \bar{D}_x &= u_d - \cos(\psi_d) k_1 \tanh(k_3 x_e) - \\ &\quad \sin(\psi_d) k_2 \tanh(k_4 y_e) \\ \bar{D}_y &= v_d + \sin(\psi_d) k_1 \tanh(k_3 x_e) - \\ &\quad \cos(\psi_d) k_2 \tanh(k_4 y_e) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $J(\psi)$ 是有界可逆的。如果设计的 α_u 、 α_{ψ_e} 以及控制输入 τ_u 、 τ_r 分别使得方程 (9) 最后一项以及 E_u 收敛到原点附近, 那么 D_x, D_y 也将会收敛到原点附近。设 α_u 、 α_{ψ_e} 分别为

$$\begin{aligned} \alpha_u &= \cos \alpha_{\psi_e} \bar{D}_x + \sin \alpha_{\psi_e} \bar{D}_y \\ \alpha_{\psi_e} &= \theta - \varphi \end{aligned} \quad (12)$$

式中:

$$\theta = \arctan(\bar{D}_y / \bar{D}_x), \varphi = \arctan(v / u) \quad (13)$$

可以看出 α_u 、 α_{ψ_e} 都是有界函数。一般情况下, 船舶是向前行驶的, 也就是说, 期望的前进速度 $\alpha_u > 0$, 可以通过设计 k_1 、 k_2 来实现。考虑式 (11) 的

第一个方程, 选择 k_1 、 k_2 为

$$k_1 > 0, k_2 > 0, k_1 + k_2 < u_d \quad (14)$$

保证 $\bar{D}_x > 0$ 。根据三角函数辅助角公式有

$$\alpha_u = \cos(\alpha_{\psi_e} - \theta) \sqrt{\bar{D}_x^2 + \bar{D}_y^2} \quad (15)$$

由于 $|\theta| < \pi/2$, 所以 $\alpha_u > 0$ 。对式 (11) 的第 2 个式子进行三角函数变换有

$$v = u \beta(\alpha_{\psi_e}) \quad (16)$$

式中:

$$\beta(\alpha_{\psi_e}) = (\bar{D}_y \cos \alpha_{\psi_e} - \bar{D}_x \sin \alpha_{\psi_e}) / (\bar{D}_x \cos \alpha_{\psi_e} + \bar{D}_y \sin \alpha_{\psi_e}) \quad (17)$$

由于 $\alpha_u > 0$, 即 $\beta(\alpha_{\psi_e})$ 的分母大于零, 而 $\beta(\alpha_{\psi_e})$ 的分子是有界的, 所以 $\beta(\alpha_{\psi_e})$ 是有界的。考虑式 (15) 和式 (8) 的第 1 个式子得

$$v = \bar{D}_y \cos \alpha_{\psi_e} - \bar{D}_x \sin \alpha_{\psi_e} + \beta(\alpha_{\psi_e}) E_u \quad (18)$$

将式 (9)、(11) 和 (17) 代入式 (6) 并进行三角函数变换得运动学误差方程:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -k_1 \tanh(k_3 x_e) \\ -k_2 \tanh(k_4 y_e) \end{bmatrix} + J(\psi) \begin{bmatrix} E_u \\ \beta(\alpha_{\psi_e}) E_u \end{bmatrix} + 2J(\psi) \times \\ &\begin{bmatrix} \sin(E_\psi/2 + \alpha_{\psi_e}) & -\cos(E_\psi/2 + \alpha_{\psi_e}) \\ \cos(E_\psi/2 + \alpha_{\psi_e}) & \sin(E_\psi/2 + \alpha_{\psi_e}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{D}_x \\ \bar{D}_y \end{bmatrix} \times \\ &\sin(E_\psi/2) \end{aligned} \quad (19)$$

为了稳定 E_ψ , 定义

$$S_\psi = \dot{E}_\psi + k_\psi E_\psi \quad (20)$$

式中: k_ψ 为正数, 是 S_ψ 的设计参数。 S_ψ 为变量 E_ψ 的滤波误差, 即 S_ψ 和 E_ψ 有相同的收敛特性。由 S_ψ 、 E_u 可以推导出动力学误差方程为

$$\begin{aligned} \dot{E}_u &= \frac{1}{m_{1,M} \Delta m_1} \tau_u + f_u \\ \dot{S}_\psi &= \frac{1}{m_{3,M} \Delta m_3} \tau_r - \dot{r}_d + k_\psi (r - r_d) + f_r \end{aligned} \quad (21)$$

式中:

$$\begin{aligned} f_u &= \frac{m_2}{m_1} v r - \frac{X_u}{m_1} u - \frac{X_{|u|u}}{m_1} |u|u + \frac{d_{wu}}{m_1} - \dot{\alpha}_u \\ f_r &= \frac{m_1 - m_2}{m_3} u v - \frac{N_r}{m_3} r - \frac{N_{|r|r}}{m_3} |r|r + \frac{d_{wr}}{m_3} - \ddot{\alpha}_{\psi_e} - k_\psi \dot{\alpha}_{\psi_e} \\ m_{1,M} &= \sqrt{m_{1,\text{Min}} m_{1,\text{Max}}} \quad m_{3,M} = \sqrt{m_{3,\text{Min}} m_{3,\text{Max}}} \end{aligned} \quad (22)$$

式中: f_u 、 f_r 为不确定项。为了避免对期望的前进速度 α_u 和 α_{ψ_e} 取时间导数, 这里把它们作为不确定项处理。 Δm_1 、 Δm_3 是满足

$$\begin{aligned} \frac{m_{1,\text{Min}}}{m_{1,M}} &\leq \Delta m_1 \leq \frac{m_{1,\text{Max}}}{m_{1,M}} \\ \frac{m_{3,\text{Min}}}{m_{3,M}} &\leq \Delta m_3 \leq \frac{m_{3,\text{Max}}}{m_{3,M}} \end{aligned} \quad (23)$$

的两个值。

2.2 动力学部分设计

由于动力学误差方程中存在不确定函数 f_u 、 f_r , 引入 RBF 神经网络进行估计, 理想的 RBF 网络算法为

$$\begin{aligned} f_u &= \mathbf{W}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \varepsilon_u \\ f_r &= \mathbf{W}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \varepsilon_r \end{aligned} \quad (24)$$

式中:网络的输入信号 $\boldsymbol{\eta} = [x \ y \ \psi \ u \ v \ r]^T$,神经网络权值 $\mathbf{W}_u = [w_{u1} \ w_{u2} \ \cdots \ w_{uh}]^T$, $\mathbf{W}_r = [w_{r1} \ w_{r2} \ \cdots \ w_{rh}]^T$, $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1 \ \sigma_2 \ \cdots \ \sigma_h]^T$ 是高斯函数,有 h 个隐层节点, ε_u 、 ε_r 为神经网络建模误差。假设权值 \mathbf{W}_u 、 \mathbf{W}_r 和建模误差 ε_u 、 ε_r 有界,即满足:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{W}_u\|_F &\leq W_{u,M}, \quad \|\mathbf{W}_r\|_F \leq W_{r,M} \\ \varepsilon_u &\leq \varepsilon_{u,M}, \quad \varepsilon_r \leq \varepsilon_{r,M} \end{aligned} \quad (25)$$

未知函数 f_u 、 f_r 的神经网络估计值为

$$\begin{aligned} \hat{f}_u &= \hat{\mathbf{W}}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) \\ \hat{f}_r &= \hat{\mathbf{W}}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) \end{aligned} \quad (26)$$

将式(23)和(25)代入(20)并作适当变换得

$$\begin{aligned} \dot{E}_u &= -k_u E_u + k_u E_u + \hat{\mathbf{W}}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \frac{1}{m_{1,M} \Delta m_1} \tau_u + \tilde{\mathbf{W}}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \varepsilon_u \\ \dot{S}_\psi &= -k_r S_\psi + k_r S_\psi + \hat{\mathbf{W}}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \frac{1}{m_{3,M} \Delta m_3} \tau_r - \dot{r}_d + k_\psi (r - r_d) + \tilde{\mathbf{W}}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \varepsilon_r \end{aligned} \quad (27)$$

式中: $\tilde{\mathbf{W}}_u = \mathbf{W}_u - \hat{\mathbf{W}}_u$, $\tilde{\mathbf{W}}_r = \mathbf{W}_r - \hat{\mathbf{W}}_r$ 。根据式(26)可设计动力学控制律和自适应律分别为

$$\tau_u = m_{1,M} (-k_u E_u - \hat{\mathbf{W}}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) - \left| \hat{\mathbf{W}}_u^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + k_u E_u \right| \times \operatorname{sgn}(E_u)(1 + \delta_{u,\max})) \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \tau_r &= m_{3,M} (-k_r S_\psi - \hat{\mathbf{W}}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + \dot{r}_d - k_\psi (r - r_d) - \\ &\quad \left| \hat{\mathbf{W}}_r^T \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) + k_r S_\psi - \dot{r}_d + k_\psi (r - r_d) \right| \operatorname{sgn}(S_\psi) \times \\ &\quad (1 + \delta_{r,\max})) \end{aligned} \quad (29)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_u = \mathbf{F}_u (E_u \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) - \gamma_u \hat{\mathbf{W}}_u) \quad (30)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_r = \mathbf{F}_r (S_\psi \boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{\eta}) - \gamma_r \hat{\mathbf{W}}_r) \quad (31)$$

式中:

$$\delta_{u,\max} = \frac{m_{1,\max}}{m_{1,M}}, \quad \delta_{r,\max} = \frac{m_{3,\max}}{m_{3,M}} \quad (32)$$

式中: k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 、 k_u 、 k_r 是控制输入 τ_u 、 τ_r 的设计参数; \mathbf{F}_u 、 γ_u 和 \mathbf{F}_r 、 γ_r 分别是自适应律 $\hat{\mathbf{W}}_u$ 和 $\hat{\mathbf{W}}_r$ 的设计参数;这些参数都取正值。

定理 针对式(1)和(2)描述的欠驱动船舶,设计的路径跟踪控制律式(27)~(28)和参数自适应律式(29)~(30)能够保证闭环系统的所有误差信号 $[x_e, y_e, E_u, S_\psi]$ 最终一致有界。其中使得路径误差信号 $[x - x_d, y - y_d]$ 稳定,艏摇角误差信号 ψ_e 是有界的,从而实现船舶路径跟踪的神经网络控制。

证明 首先分析动力学部分的稳定性,引入Lyapunov函数:

$$L_1 = 0.5 E_u^2 + 0.5 S_\psi^2 + 0.5 \tilde{\mathbf{W}}_u^T \mathbf{F}_u^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_u + 0.5 \tilde{\mathbf{W}}_r^T \mathbf{F}_r^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_r \quad (33)$$

对式(32)取时间导数并考虑式(26)~(30)得

$$\begin{aligned} \dot{L}_1 &= E_u [-k_u E_u + \varepsilon_u + (1 - \frac{1}{\Delta m_1})(\hat{f}_u + k_u E_u) - \frac{1}{\Delta m_1} \times \\ &\quad |\hat{f}_u + k_u E_u| \operatorname{sgn}(E_u)(1 + \delta_{u,\max})] + S_\psi [-k_r S_\psi + \\ &\quad \varepsilon_r + (1 - \frac{1}{\Delta m_3})(\hat{f}_r + k_r S_\psi - \dot{r}_d + k_4(r - r_d)) - \\ &\quad \frac{1}{\Delta m_3} |\hat{f}_r + k_r S_\psi - \dot{r}_d + k_4(r - r_d)| \operatorname{sgn}(S_\psi) \times \\ &\quad (1 + \delta_{r,\max})] + \gamma_u \tilde{\mathbf{W}}_u^T \tilde{\mathbf{W}}_u + \gamma_r \tilde{\mathbf{W}}_r^T \tilde{\mathbf{W}}_r \leq \\ &\quad -k_u E_u^2 + \varepsilon_{u,M} |E_u| + \frac{1 + \Delta m_1}{\Delta m_1} |\hat{f}_u + k_u E_u| |E_u| - \\ &\quad \frac{1 + \delta_{u,\max}}{\Delta m_1} |\hat{f}_u + k_u E_u| |E_u| - k_r S_\psi^2 + \varepsilon_{r,M} |S_\psi| + \\ &\quad \frac{1 + \Delta m_3}{\Delta m_3} |\hat{f}_r + k_r S_\psi - \dot{r}_d + k_4(r - r_d)| |S_\psi| - \\ &\quad \frac{1 + \delta_{r,\max}}{\Delta m_3} |\hat{f}_r + k_r S_\psi - \dot{r}_d + k_4(r - r_d)| |S_\psi| + \\ &\quad \gamma_u (\tilde{\mathbf{W}}_u^T \tilde{\mathbf{W}}_u - \|\tilde{\mathbf{W}}_u\|^2) + \gamma_r (\tilde{\mathbf{W}}_r^T \tilde{\mathbf{W}}_r - \|\tilde{\mathbf{W}}_r\|^2) \end{aligned} \quad (34)$$

根据式(22)和(31),得

$$\begin{aligned} \dot{L}_1 &\leq -k_u E_u^2 - k_r S_\psi^2 + \varepsilon_{u,M} |E_u| + \varepsilon_{r,M} |S_\psi| + \\ &\quad \gamma_u \tilde{\mathbf{W}}_u^T \tilde{\mathbf{W}}_u + \gamma_r \tilde{\mathbf{W}}_r^T \tilde{\mathbf{W}}_r \end{aligned} \quad (35)$$

根据杨氏不等式得

$$\begin{aligned} \dot{L}_1 &\leq -\frac{1}{2} (k_u E_u^2 - \frac{\varepsilon_{u,M}^2}{k_u}) - \frac{1}{2} (k_r S_\psi^2 - \frac{\varepsilon_{r,M}^2}{k_r}) - \\ &\quad \frac{\gamma_u}{2} (\|\tilde{\mathbf{W}}_u\|^2 - \|\mathbf{W}_u\|^2) - \frac{\gamma_r}{2} (\|\tilde{\mathbf{W}}_r\|^2 - \|\mathbf{W}_r\|^2) \leq \\ &\quad -\eta L_1 + (\frac{\eta}{2} - \frac{k_u}{2}) E_u^2 + (\frac{\eta}{2} - \frac{k_r}{2}) S_\psi^2 + [\frac{\eta}{2} \lambda_{\max}(\mathbf{F}_u^{-1}) - \\ &\quad \frac{\gamma_u}{2} \|\tilde{\mathbf{W}}_u\|^2 + [\frac{\eta}{2} \lambda_{\max}(\mathbf{F}_r^{-1}) - \frac{\gamma_r}{2} \|\tilde{\mathbf{W}}_r\|^2 + \mu \leq \\ &\quad -\eta L_1 + \mu \end{aligned} \quad (36)$$

式中:

$$\begin{aligned} \eta &\leq \min \left\{ k_u, k_r, \frac{\gamma_u}{\lambda_{\max}(\mathbf{F}_u^{-1})}, \frac{\gamma_r}{\lambda_{\max}(\mathbf{F}_r^{-1})} \right\} \\ \mu &= \frac{\gamma_u}{2} \|\mathbf{W}_u\|^2 + \frac{\gamma_r}{2} \|\mathbf{W}_r\|^2 + \frac{\varepsilon_{u,M}^2}{2k_u} + \frac{\varepsilon_{r,M}^2}{2k_r} \end{aligned} \quad (37)$$

令 $\rho = \mu/\eta$,由式(34)得

$$L_1 \leq \rho + (L_1(0) - \rho) e^{-\eta t} \quad (38)$$

可知动力学部分的误差信号 $[E_u, S_\psi, \tilde{\mathbf{W}}_u, \tilde{\mathbf{W}}_r]$ 最终一致有界的,可以通过调节 η 确定界的大小。当 η 越大时, ρ 越小,也就是动力学部分的误差信号越小。由于 S_ψ 有界,所以 E_ψ 是有界的。又因为 α_{ψ_e} 有界,可得 ψ_e 是有界的。

接下来分析路径误差信号 $[x - x_d, y - y_d]$ 的稳定性,引入如下Lyapunov函数:

$$L_2 = \ln\{\cosh(k_3 x_e)\} + \ln\{\cosh(k_4 y_e)\} \quad (39)$$

对式(38)取时间导数并考虑式(18)得:

$$\dot{L}_2 \leq -k_1 k_3 \tanh^2(k_3 x_e) - k_2 k_4 \tanh^2(k_4 y_e) + \mu_2 \quad (40)$$

式中:

$$\mu_2 = (k_3 + k_4)((1 + \beta(\alpha_{\psi_e}))|E_u| + 4(|\bar{D}_x| + |\bar{D}_y|)|\sin(E_\psi/2)|) \quad (41)$$

由于 μ_2 是有界较小量,所以 $[x - x_d, y - y_d]$ 是最终一致有界的。路径误差信号最终的大小取决于 μ_2 和

可调参数 k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 ,可以通过增大 k_1 、 k_2 的值来减少路径误差,但是过大的 k_1 、 k_2 会导致船舶期望的前进速度 $\alpha_u < 0$ 。接下来分析横向速度的有界性,由于 $v = u\beta(\alpha_{\psi_e})$,而 $\beta(\alpha_{\psi_e})$ 是有界的,根据动力学稳定性可知船舶的前进速度 u 收敛到 α_u ,即 u 是有界的,因此 v 是有界的。

3 仿真研究

为验证路径跟踪控制器的控制性能,采用文献[21]介绍的船舶模型参数,其中参数为

$$m_1 = 25.8 \text{ kg}, m_2 = 33.8 \text{ kg}, m_3 = 2.76 \text{ kg} \cdot \text{m}^2,$$

$$X_u = 12 \text{ kg/s}, Y_v = 17 \text{ kg/s}, N_r = 0.5 \text{ kg} \cdot \text{m}^2/\text{s},$$

$$X_{|u|u} = 2.5 \text{ kg/s}, Y_{|v|v} = 4.5 \text{ kg/s}, N_{|r|r} = 0.1 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$$

3.1 直线路径跟踪

参考路径是由式(4)所示的虚拟小船产生的,虚拟船的初始状态 $x_d(0) = 0, y_d(0) = 0, \psi_d(0) = 0^\circ, v_d(0) = 0$,期望的前进速度 $u_d = 1 \text{ m/s}$ 和艏摇角速度 $r_d = 0$ 。实际船舶的初始状态为 $x(0) = 2 \text{ m}, y(0) = -2 \text{ m}, \psi(0) = 45^\circ, u(0) = 0.7 \text{ m/s}, v(0) = 0, r(0) = 0$ 。船舶惯性质量参数的范围取 $m_{i,\text{Min}} = 0.8m_i, m_{i,\text{Max}} = 1.2m_i, i = 1, 2, 3$ 。选择控制律参数 $k_1 = 0.45, k_2 = 0.45, k_3 = 1, k_4 = 1, k_r = 40, F_u = 1, k_u = 40, \gamma_u = 1, F_r = 1, \gamma_r = 1$ 。其中, k_1 和 k_2 分别影响船舶位置误差 x_e 和 y_e 的动态性能以及稳态性能,如果选择 k_1 和 k_2 过小,会直接导致 x_e 和 y_e 的收敛时间过长以及稳态误差过大,但是过大的 k_1 、 k_2 会导致船舶期望的前进速度 $\alpha_u < 0$ 。增大 k_3 和 k_4 有助于减小 x_e 和 y_e 的稳态误差,但是过大的 k_3 和 k_4 会导致曲线震荡; k_u 和 k_ψ 分别影响 E_u 和 E_ψ 的动态性能,如果选择 k_u 和 k_ψ 过小,会使得 E_u 和 E_ψ 的收敛速度减小,间接地增加了船舶位置和艏摇角跟踪误差的收敛时间; k_r 影响 E_ψ 的稳态性能,较小的 k_r 会使得 E_ψ 发生震荡,进而导致船舶位置和艏摇角跟踪误差发生震荡。所采用的RBF神经网络具有 $h = 5$ 个节点,高斯函数的中心和宽度分别选择0.6和1。

为验证控制律的鲁棒性,采用同文献[22]相似的方式产生外界环境的干扰力和力矩。

$$W' = \frac{H \times S}{100}$$

$$H = H_0 \times (1 + H_r \times \text{Rand}_b) \times A H_0$$

式中: W' 为无量纲化后的海浪干扰的表达式, H 代表处理后海浪的波高, $S = 20$ 为比例系数, Rand_b 是一个范围在 $[0, 1]$ 的随机数, A 是随周期产生的1或-1,体现海浪方向。仿真结果见图1~3,图1给出了欠驱动船舶路径跟踪的二维平面曲线。可以看出,受外界环境干扰的船舶可以跟踪由虚拟小船产生的直线路径,从而验证了神经网络控制律的鲁棒性。图2给出了船舶位置和艏摇角跟踪误差的对比曲线,可以发现本文和文献[16]的控制律都可以使得误差较

快地收敛到零,但是本文的控制律在位置跟踪方面比文献[16]稍快。运用本文所设计的控制律,改变神经网络参数对误差曲线的影响不大。

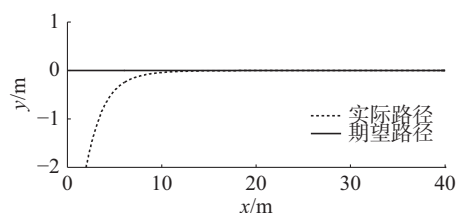
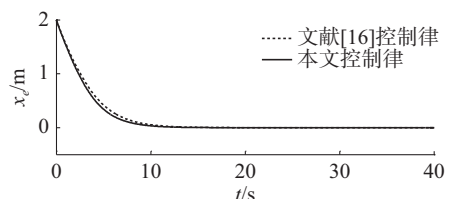
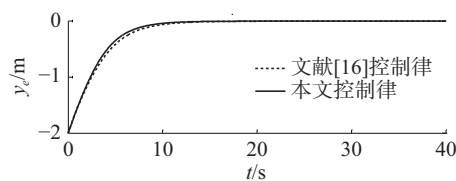


图1 直线路径跟踪控制对比曲线

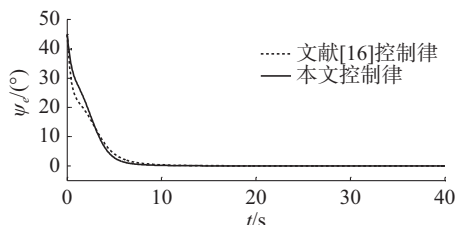
Fig. 1 Comparison of straight path-following control



(a) x 自由度控制



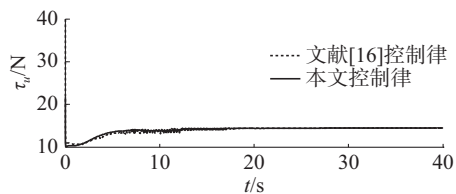
(b) y 自由度控制误差对比曲线



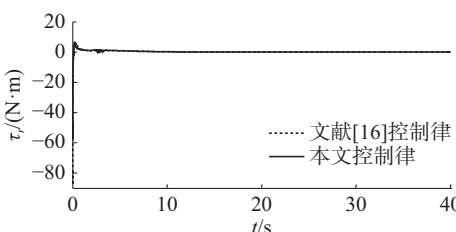
(c) ψ 自由度控制误差对比曲线

图2 船舶位置、艏摇角跟踪误差对比曲线

Fig. 2 Comparisons of position and heading angle errors



(a) 推进力 τ_u



(b) 推进力 τ_r

图3 制输入 τ_u 、 τ_r 对比曲线

Fig. 3 Comparison of control efforts τ_u, τ_r

3.2 曲线路径跟踪

在本小结,验证所设计的控制律可以使欠驱动船舶跟踪曲线路径。参考路径同样由虚拟小船产生,虚拟小船的初始状态 $x_d(0) = 0, y_d(0) = 0, \psi_d = 0^\circ$, $v_d(0) = 0$,期望的前进速度 $u_d = 1 \text{ m/s}$ 和艏摇角速度 $r_d = 10^\circ/\text{s}$ 。

为验证控制律的有效性,船舶惯性质量参数较3.1节有10%的波动,但是外界环境干扰以及控制律参数与3.1节相同。图4~6给出了本文提出的控制律实现欠驱动船舶曲线路径跟踪的结果曲线,该曲线表明,无论船舶惯性质量参数是否有波动,所设计的神经网络控制律可以使得欠驱动船舶跟踪曲线路径,再次证明了控制律的鲁棒性。结合图1可知,无论参考路径是曲线还是直线,在控制律参数不改变的情况下都可以实现跟踪控制,验证了控制律的有效性。图5给出了船舶位置和艏摇角跟踪误差的对比曲线,曲线表明,在惯性质量参数发生波动但是控制律参数不发生调整的情况下,文献[16]的误差曲线发生较大的波动,而本文的误差曲线并没有发生较大的变化,从而验证了本文的神经网络控制律具有较强的鲁棒性。

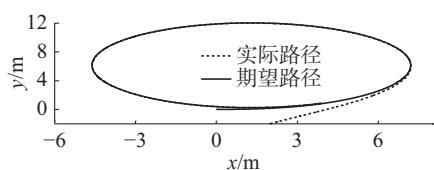


图4 曲线路径跟踪控制对比曲线

Fig. 4 Comparison of curve path-following control

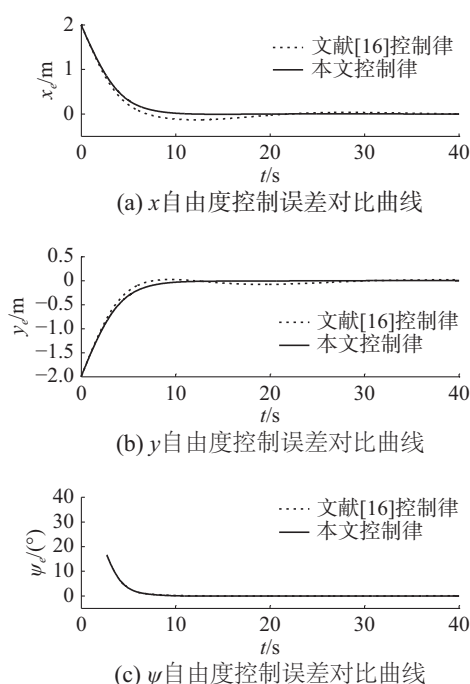


图5 船舶位置、艏摇角跟踪误差对比曲线

Fig. 5 Comparisons of position and heading angle errors

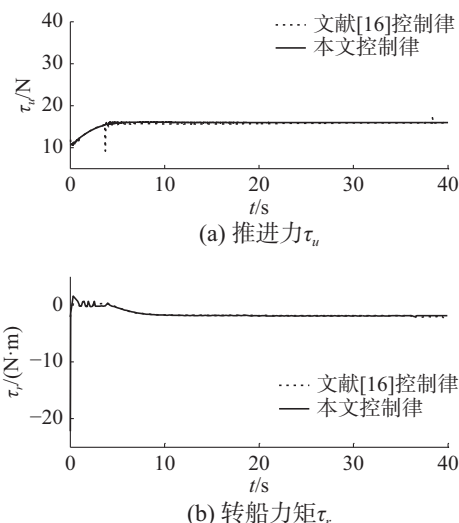


图6 制输入 τ_u 、 τ_r 对比曲线

Fig. 6 Comparisons of control efforts τ_u, τ_r

4 结束语

本文针对欠驱动船舶路径跟踪问题,提出了一种神经网络稳定的自适应控制律。引入神经网络万能逼近技术消除了传统反演方法中固有的计算膨胀问题,该控制律在设计过程中不需要船舶模型中的具体参数值,并且对外界环境干扰具有一定的抑制能力,对船舶运动控制领域中自动化装置的研制具有重要的现实意义。

参考文献:

- [1] 郭晨,汪洋,孙富春,等. 欠驱动水面船舶运动控制研究综述[J]. 控制与决策, 2009, 24(3): 321-329.
GUO Chen, WANG Yang, SUN Funchun, et al. Survey for motion control of underactuated surface vessels[J]. Control and decision, 2009, 24(3): 321-329.
- [2] ZHENG Zewei, SUN Liang. Path following control for marine surface vessel with uncertainties and input saturation[J]. Neurocomputing, 2016, 177: 158-167.
- [3] FOSSEN T I, PETTERSEN K Y, GALEAZZI R. Line-of-sight path following for dubins paths with adaptive sideslip compensation of drift forces[J]. IEEE transactions on control systems technology, 2015, 23(2): 820-827.
- [4] CHOMMAM J, MNIF F, DERBEL N. Global stabilisation and tracking control of underactuated surface vessels[J]. IET control theory and applications, 2010, 4(1): 71-88.
- [5] DO K D, PAN J. Underactuated ships follow smooth paths with integral actions and without velocity measurements for feedback: theory and experiments[J]. IEEE transactions on control systems technology, 2006, 14(2): 308-322.
- [6] JIANG Zhongping. Global tracking control of underactuated ships by Lyapunov's direct method[J]. Automatica,

- 2002, 38(2): 301–309.
- [7] DO K D, JIANG Z P, PAN J. Underactuated ship global tracking under relaxed conditions[J]. IEEE transactions on automatic control, 2002, 47(9): 1529–1536.
- [8] LI Zhen, SUN Jing, OH S. Design, analysis and experimental validation of a robust nonlinear path following controller for marine surface vessels[J]. Automatica, 2009, 45(7): 1649–1658.
- [9] POMET J B, PRALY L. Adaptive nonlinear regulation: estimation from the Lyapunov equation[J]. IEEE transactions on automatic control, 1992, 37(6): 729–740.
- [10] DO K D, PAN J. Global robust adaptive path following of underactuated ships[J]. Automatica, 2006, 42(10): 1713–1722.
- [11] DO K D, PAN J. Global tracking control of underactuated ships with nonzero off-diagonal terms in their system matrices[J]. Automatica, 2005, 41(1): 87–95.
- [12] LIU Lu, WANG Dan, PENG Zhouhua. Path following of marine surface vehicles with dynamical uncertainty and time-varying ocean disturbances[J]. Neurocomputing, 2016, 173: 799–808.
- [13] SHOJAEI K. Neural adaptive robust control of underactuated marine surface vehicles with input saturation[J]. Applied ocean research, 2015, 53: 267–278.
- [14] MENG Wei, GUO Chen. Global sliding mode based adaptive neural network path following control for underactuated surface vessels with uncertain dynamics[C]//Proceedings of the 3th International conference on Intelligent Control and Information Processing. [S.l.], 2012: 40–45.
- [15] 段海庆, 朱齐丹. 基于反步自适应神经网络的船舶航迹控制[J]. 智能系统学报, 2012, 7(3): 259–264.
- DUAN Haiqing, ZHU Qidan. Trajectory tracking control of ships based on an adaptive backstepping neural network [J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2012, 7(3): 259–264.
- [16] 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 and applications, 2010, 27(2): 169–174.
- [17] FOSSEN T I. Marine control systems: guidance, navigation and control of ships, rigs and underwater vehicles[M]. Trondheim, Norway: Marine Cybernetics, 2002: 35–129.
- [18] DO K D, JIANG Z P, PAN J. Universal controllers for stabilization and tracking of underactuated ships[J]. Systems and control letters, 2002, 47(4): 299–317.
- [19] PARK J, SANDBERG I W. Universal approximation using radial-basis-function networks[J]. Neural computation, 1991, 3(2): 246–257.
- [20] CHWA D. Global tracking control of underactuated ships with input and velocity constraints using dynamic surface control method[J]. IEEE transactions on control systems technology, 2011, 19(6): 1357–1370.
- [21] DO K D, PAN J. Robust path-following of underactuated ships: theory and experiments on a model ship[J]. Ocean engineering, 2006, 33(10): 1354–1372.
- [22] 叶松, 陈永冰, 周岗, 等. 海浪干扰对船舶航向影响规律研究[J]. 舰船电子工程, 2015, 35(1): 65–67.
- YE Song, CHEN Yongbing, ZHOU Gang, et al. Effect of waves interference on ship course[J]. Ship electronic engineering, 2015, 35(1): 65–67.

作者简介:



杨迪, 男, 1989 年生, 讲师, 主要研究方向为智能控制理论与应用、欠驱动船舶运动控制。



郭晨, 男, 1956 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为船舶自动控制系统、智能控制理论与应用。



朱玉华, 女, 1971 年生, 副教授, 主要研究方向为现代控制理论、最优控制。