

文章编号:1006-2467(2020)09-0890-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.122

欠驱动水面船舶的自适应神经网络-滑模 路径跟随控制

贺宏伟^a, 邹早建^{a,b}, 曾智华^a

(上海交通大学 a. 船舶海洋与建筑工程学院; b. 海洋工程国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: 针对欠驱动船舶的路径跟随问题,提出了一种综合神经网络和滑模控制的控制方法.采用视线(LOS)制导方法解决船舶欠驱动问题,并设计了关于漂角的自适应状态观测器,将预测的漂角引入LOS以补偿漂角引起的稳态横向偏差;使用滑模控制方法实现航向控制,并用神经网络处理控制模型的不确定性问题;应用Lyapunov理论证明了控制系统的稳定性,同时通过对比仿真试验结果,验证了本文所提出控制器的有效性.

关键词: 水面船舶;路径跟随;视线制导;自适应观测器;神经网络;滑模控制

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

Adaptive NN-SM Control for Path Following of Underactuated Surface Vessels

HE Hongwei^a, ZOU Zaojian^{a,b}, ZENG Zhihua^a

(a. School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering; b. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A control method combining the neural network (NN) and sliding mode (SM) is proposed for path following of underactuated surface vessels. The line-of-sight (LOS) guidance is used to solve the underactuated problem, and an adaptive state observer of drift angle is designed for counteracting the steady state cross-track error caused by the drift angle. The SM control method is applied to heading control while the NN is included to cope with the uncertainties of control model. The stability of the control system is proved by the Lyapunov theory, and the validity of the proposed controller is verified by comparing the simulation results.

Key words: surface vessel; path following; line-of-sight (LOS) guidance; adaptive observer; neural network (NN); sliding mode (SM) control

船舶的路径跟随(Path Following)是要使船舶能够在一定的精度范围内有效地跟随预设的航线.与轨迹跟踪(Trajectory Tracking)问题不同的是,

路径跟随只有空间的限制而没有时间的限制,因此可将其单纯地转化为对船舶横向偏差的控制问题.路径跟随控制的一大挑战是解决船舶的欠驱动问

收稿日期:2019-04-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51779140)

作者简介:贺宏伟(1997-),男,湖南省湘潭市人,硕士生,研究方向为船舶运动控制.

通信作者:邹早建,男,教授,博士生导师,电话(Tel.): 021-34204255;E-mail: zjzou@sjtu.edu.cn.

题,即要求通过采用某种制导方法,将船舶前进、横移、转艏3个自由度的运动控制简化为对航向(或航向和速度)的可控目标.在此领域内,使用最为广泛的是视线(Line-of-Sight, LOS)方法. LOS方法将对路径的跟随转化为对预设路径上一个点的跟踪,进而生成参考航向的时历曲线,船舶只要跟随参考航向便可有效地保持航迹^[1-3].传统的 LOS只能较好地处理无外界扰动时的路径跟随问题,甚至在外界扰动的情况下,受漂角的影响,横向偏差也可能无法完全收敛至0.为了克服传统 LOS的不足,衍生出了积分 LOS(Integral Line-of-Sight, ILOS),其积分作用对只能依靠航向信息操舵的欠驱动船舶十分有效,使得这类船舶在海流或者慢漂波浪力的影响下能够有效地跟踪直线航路. Lekkas 等^[4]在 LOS中引入积分环节,并设计自适应状态观测器预测定常海流成分,用于补偿定常海流的影响. 同样地, Borhaug 等^[5]在 LOS中加入另一种积分项,并对系统的全局稳定性给出了严密的证明.

路径跟随控制的另一大挑战是船舶运动的动力学模型参数随着自身状态、航行环境和外界干扰(速度、装载情况、水深以及风、浪、流作用等)的变化而改变,这对控制器的自适应能力或鲁棒性提出了更高的要求^[6].许多学者在该领域开展了研究. Fossen 等^[7]使用 ILOS 以及滑模控制方法设计了间接和直接自适应路径跟随控制器; Liu 等^[8]综合应用神经网络和动态面控制方法,并考虑控制输入饱和的影响,解决了直线和曲线路径跟随问题;刘洋等^[9]针对船舶模型参数不确定性和控制增益未知的非线性船舶航向控制问题,使用 RBF 神经网络逼近航向控制律;罗伟林等^[10]采用神经网络对控制模型中的建模误差予以在线辨识和补偿,避免了对建模误差界定函数的经验选择. 秦梓荷等^[11]为实现对船舶速度的光滑控制,在滑模控制中引入了低通滤波器,以抑制因外界干扰和滑模切换面自身引起的横荡与艏摇速度的高频振荡.

本文首先对传统的 LOS方法进行改进,加入漂角项并引入关于漂角的自适应状态观测器,以消除未计及漂角带来的稳态误差影响,使得在横向偏差为0的情况下仍可能产生一个不同于预设路径方向的参考航向,因此同时也可用于抵抗海流的影响;其次,采用滑模控制实现对参考航向时历曲线的跟踪,并使用神经网络拟合控制模型的建模误差及环境扰动,以增强控制系统的自适应能力;最后,建立仿真模型(包括波浪干扰力模型)进行了仿真研究,验证了本文所提出方法的有效性.

1 LOS 制导方法

1.1 传统 LOS 制导方法

采用如图1所示的两个右手直角坐标系,即惯性坐标系 $O_0-x_0y_0z_0$ 和船体坐标系 $O_b-x_b y_b z_b$,来描述船舶在水平面内的操纵运动. 本文只考虑对直线路径的跟随问题,为了简化表达,将惯性坐标系原点 O_0 取在预设航线的起点位置, x_0 轴朝向预设的航线方向, z_0 轴垂直向下为正;船体坐标系原点 O_b 固定在船体重心, x_b 轴指向船艏, y_b 轴指向船体右舷.

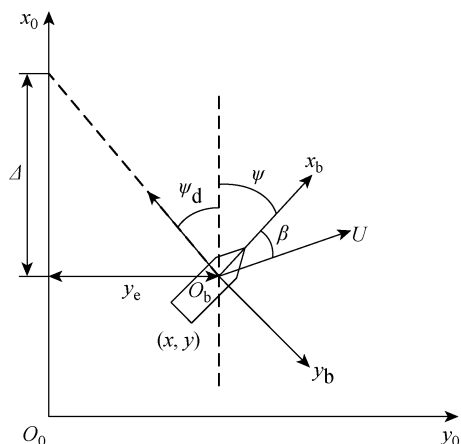


图1 LOS制导示意图

Fig. 1 Schematic of LOS guidance

图1中, Ψ 为船舶的艏向角,定义从 x_0 轴顺时针旋转至 x_b 轴为正; β 为漂角,定义从 x_b 轴顺时针旋转至速度方向为正; (x, y) 为船舶重心在惯性坐标系下的位置坐标; y_e 为船舶的横向偏差, $y_e = y$; Δ 为前视距离,是 LOS 制导算法中可调的设计参数,一般为船长量级; Ψ_d 为制导的视线方向(参考航向),具体的表达将在下文中给出.

通过 LOS 制导方法可将路径跟随问题转化为对参考航向的跟踪问题,其控制目标是船舶能够在恒定航速下收敛至预设路径. 船舶在水平面内运动的3自由度运动学模型为

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= u \cos \Psi - v \sin \Psi \\ \dot{y} &= u \sin \Psi + v \cos \Psi \\ \dot{\Psi} &= r \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: u 、 v 、 r 分别为船体坐标系下的前进速度、横移速度以及转艏角速度.

在传统 LOS 制导方法中,生成的参考航向为

$$\Psi_d = -\arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right), \quad \Delta > 0 \quad (2)$$

结合图1可见, Δ 越小,船舶收敛至预定路径越快,但同时会引起较大的超调量以及稳定时间.

1.2 漂角状态观测器

传统 LOS 制导方法未考虑船舶漂角的影响,在横向偏差为 0 时,生成的参考航向也为 0° ,但此时的漂角不一定为 0° (即存在一定大小的漂角);在海流、波浪等环境干扰下,船舶最终也会存在一定的漂角.这些都会导致船舶不能稳定收敛到预定路径,而是出现一个稳态横向偏差(此时船速方向与预设路径方向平行,而实际航向与制导产生的参考航向相同).因此需要在 LOS 中加入漂角项,得到

$$\Psi_d = -\beta - \arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right) \quad (3)$$

然而漂角不易测得,某些船舶也无法获取其速度信息;有些船舶虽然可以测量得到速度信息,但传感器价格昂贵,或者测量时容易混入噪声.为此,本文通过设计关于漂角的自适应状态观测器来预测船舶漂角,以在 LOS 制导律中加入积分环节,消除环境干扰带来的稳态横向偏差.

将式(1)的第 2 式改写为

$$\dot{y}_e = U \sin(\Psi + \beta) \quad (4)$$

式中: $U = \sqrt{u^2 + v^2}$ 为船速;漂角 $\beta = \arctan\left(\frac{v}{u}\right)$.

船舶的漂角会影响横向偏差的稳定,因此选取漂角与横向偏差作为状态变量,设计以下自适应状态观测器(根据 Lyapunov 稳定性判别方法进行反推设计得到):

$$\left. \begin{aligned} \dot{\hat{y}}_e &= -\frac{U\hat{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + k_1 \tilde{y}_e \\ \dot{\hat{\beta}} &= k_2 \frac{U\Delta\tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + k_3 \frac{U\Delta y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: \hat{y}_e 和 $\hat{\beta}$ 分别为预测的横向偏差和漂角;预测误差 $\tilde{y}_e = y_e - \hat{y}_e$; k_1, k_2, k_3 为设计参数,取值为正.

引入状态观测器后,LOS 生成的参考航向更新为

$$\Psi_d = -\hat{\beta} - \arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right) \quad (6)$$

即有

$$\Psi_d = -\int_0^t \frac{U\Delta}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} [k_2(y_e - \hat{y}_e) + k_3 y_e] d\tau - \arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right)$$

由此可以看到,引入漂角状态观测器实质上是在 LOS 制导律中加入了积分环节,这将有助于提高控制器的自适应能力,使得改进后的 LOS 能够抵抗一定程度的缓慢时变的环境扰动影响.

结合式(4)和(6),可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{y}_e &= U \sin\left[-\arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right) + \beta - \hat{\beta}\right] = \\ &= \frac{U\Delta \sin \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - \frac{U y_e \cos \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\tilde{\beta} = \beta - \hat{\beta}$ 是个极小量.可对式(7)作以下近似:

$$\dot{y}_e = \frac{U\Delta \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - \frac{U y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \quad (8)$$

漂角可视为缓慢时变的,即 $\dot{\beta} \approx 0$.以下利用 Lyapunov 方法证明制导系统的稳定性.

自适应状态观测器的动态误差为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\tilde{y}}_e &= -\frac{U\tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - k_1 \tilde{y}_e + \frac{U\Delta \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \\ \dot{\tilde{\beta}} &= -k_2 \frac{U\Delta \tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - k_3 \frac{U\Delta y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

选择候选 Lyapunov 函数:

$$V_1 = \frac{1}{2} y_e^2 + \frac{k_4}{2} \tilde{y}_e^2 + \frac{k_5}{2} \tilde{\beta}^2 \quad (10)$$

式中: k_4, k_5 为设计参数,取值为正.

对式(10)求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= y_e \dot{y}_e + k_4 \tilde{y}_e \dot{\tilde{y}}_e + k_5 \tilde{\beta} \dot{\tilde{\beta}} = \\ &= -\frac{U y_e^2}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - \left(\frac{k_4 U}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + k_1 k_4 \right) \tilde{y}_e^2 + \\ &+ (k_4 - k_2 k_5) \frac{U\Delta \tilde{y}_e \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + \\ &+ (1 - k_3 k_5) \frac{U\Delta y_e \tilde{\beta}}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \end{aligned} \quad (11)$$

令 $k_4 = k_2 k_5, k_5 = \frac{1}{k_3}$, 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= -\frac{U y_e^2}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - \\ &- \left(\frac{k_4 U}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + k_1 k_4 \right) \tilde{y}_e^2 \leq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

根据 Lyapunov 定理,制导系统是全局渐近稳定的,且 $(y_e, \tilde{y}_e, \tilde{\beta}) = (0, 0, 0^\circ)$ 是系统的平衡点.

2 航向控制器设计

2.1 转艏动力学模型

通常采用 Nomoto 模型来描述船舶的转艏动力学过程.一阶非线性 Nomoto 模型可以表示为^[12]

$$T\dot{r} + H_N(r) = K\delta \quad (13)$$

式中: K 和 T 为操纵性指数; $H_N(r)$ 为关于转艏角速度 r 的非线性函数; δ 为舵角.

2.2 径向基函数神经网络

本文采用径向基函数(RBF)神经网络来拟合非线性函数 $H_N(r)$. RBF神经网络是一种三层神经网络,输入层到隐含层的映射是非线性的,而隐含层到输出层的映射是线性的.对于非线性函数 $f(\mathbf{Z})$,可用以下公式描述^[13]:

$$f(\mathbf{Z}) = \mathbf{W}^T H(\mathbf{Z}) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^n$ 为输入向量, n 为输入层神经元数; $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^l$ 为权重向量, l 为隐含层神经元数; $H(\mathbf{Z}) = [h_1(\mathbf{Z}) \ h_2(\mathbf{Z}) \ \cdots \ h_l(\mathbf{Z})]^T$ 是隐含层输出. 选择高斯函数作为径向基函数:

$$h_i(\mathbf{Z}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{Z} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (15)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_i = [\mu_{i1} \ \mu_{i2} \ \cdots \ \mu_{in}]$ 为中心点; σ_i 为方差. 研究表明^[13], 式(14)可以以任意精度逼近任意的非线性函数:

$$f(\mathbf{Z}) = \mathbf{W}^{*T} H(\mathbf{Z}) + \epsilon \quad (16)$$

式中: \mathbf{W}^* 为理想的权值系数; ϵ 为估计误差.

定义损失函数为

$$L = \frac{1}{2} [f(\mathbf{Z}) - \hat{f}(\mathbf{Z})]^2 \quad (17)$$

式中: $\hat{f}(\mathbf{Z}) = \hat{\mathbf{W}}^T H(\mathbf{Z})$ 为估计值. 使用动量梯度下降法来修正神经网络的权系数:

$$\left. \begin{aligned} d\hat{\mathbf{W}}^{(k)} &= \frac{\partial L}{\partial \hat{\mathbf{W}}} = -[f(\mathbf{Z}) - \hat{f}(\mathbf{Z})]H(\mathbf{Z}) \\ \mathbf{V}_{d\mathbf{W}}^{(k)} &= \alpha \mathbf{V}_{d\mathbf{W}}^{(k-1)} + (1 - \alpha)d\hat{\mathbf{W}}^{(k)} \\ \hat{\mathbf{W}}^{(k)} &= \hat{\mathbf{W}}^{(k-1)} - \eta \mathbf{V}_{d\mathbf{W}}^{(k)} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

式中: $d\hat{\mathbf{W}}$ 为损失函数关于网络权系数的梯度; $\mathbf{V}_{d\mathbf{W}}$ 为梯度的指数平均值; k 表示时刻; $\alpha \in [0, 1)$ 为加权系数.

2.3 滑模控制

将式(13)改写为

$$\dot{r} = f(\mathbf{Z}) + b\delta \quad (19)$$

式中: $f(\mathbf{Z}) = -\frac{H_N(r)}{T}$, $b = \frac{K}{T}$. 用前文所述的 RBF 神经网络对未知的非线性函数 $f(\mathbf{Z})$ 进行拟合, 可以得到预测的 $\hat{f}(\mathbf{Z})$, 并输出到滑模控制中用于控制律设计. $f(\mathbf{Z})$ 为 r 的非线性函数, 影响着航向的动态响应, 因此将航向偏差和转艏角速度作为输入向量 \mathbf{Z} 中的元素, 即有 $\mathbf{Z} = [\Psi - \Psi_d \ r]^T$. 网络的输出为预测的 $\hat{f}(\mathbf{Z})$ 值.

以下采用滑模控制来实现船舶的航向控制^[14]. 首先定义一个滑模面:

$$S = c(\Psi - \Psi_d) + r$$

其中: c 为设计常数. 则有:

$$\dot{S} = c(r - \dot{\Psi}_d) + \dot{r} \quad (20)$$

对式(6)求导, 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{\Psi}_d &= -\dot{\beta} - \frac{\Delta \dot{y}_e}{\Delta^2 + y_e^2} = \\ &= -k_2 \frac{U \Delta \tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - k_3 \frac{U \Delta y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} - \\ &= \frac{\Delta \dot{y}_e}{\Delta^2 + y_e^2} \end{aligned} \quad (21)$$

考虑系统的稳定性, 下面利用 Lyapunov 稳定性判据来进行舵角控制律的设计. 选取 Lyapunov 函数:

$$V_2 = \frac{1}{2} S^2 \quad (22)$$

对式(22)求导, 并将式(19)~(21)代入求导后得到的公式, 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = S \dot{S} &= S \left[c \left(r + k_2 \frac{U \Delta \tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. k_3 \frac{U \Delta y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + \frac{\Delta \dot{y}_e}{\Delta^2 + y_e^2} \right) + f(\mathbf{Z}) + b\delta \right] \end{aligned} \quad (23)$$

滑模控制律可分为等效控制律和转换控制律两部分:

$$\delta = \delta_{eq} + \delta_{sw} \quad (24)$$

设计以下等效控制律:

$$\begin{aligned} \delta_{eq} &= \frac{1}{b} \left[-c \left(r + k_2 \frac{U \Delta \tilde{y}_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. k_3 \frac{U \Delta y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} + \frac{\Delta \dot{y}_e}{\Delta^2 + y_e^2} \right) - \hat{f}(\mathbf{Z}) \right] \end{aligned} \quad (25)$$

将式(24)和(25)代入式(23), 可得:

$$\dot{V}_2 = S b \delta_{sw} + S \tilde{f}(\mathbf{Z}) \quad (26)$$

式中: 估计误差 $\tilde{f}(\mathbf{Z}) = f(\mathbf{Z}) - \hat{f}(\mathbf{Z})$.

设计以下转换控制律:

$$\delta_{sw} = -\frac{k_6 S}{b} \quad (27)$$

式中: k_6 为正的设计参数.

再将式(27)代入式(26), 得到:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= -k_6 S^2 + S \tilde{f}(\mathbf{Z}) \leq \\ &= -(k_6 - 0.5) S^2 + 0.5 \tilde{f}(\mathbf{Z})^2 \leq \\ &= -(2k_6 - 1) V_2 + 0.5 \epsilon_{\max}^2 \end{aligned} \quad (28)$$

式中: ϵ_{\max} 为最大估计误差. 因 RBF 神经网络可以无限逼近真实值, 所以有 $\tilde{f}(\mathbf{Z})^2 \leq \epsilon_{\max}^2$. 令 $k_6 > 0.5$, 则根据 Lyapunov 稳定性判据的推论, 由式(22)和(28)可知系统最终一致有界. 当 $\tilde{f}(\mathbf{Z}) \rightarrow 0$ 时, $\dot{V}_2 =$

$-k_6 S^2 \leq 0$, 此时系统可达到渐近稳定.

3 仿真结果及分析

3.1 船舶运动数学模型

在此只考虑船舶所受的水动力以及波浪力, 而忽略环境中风与海流的影响(事实上, 缓慢时变的风载荷与流载荷可以等效地并入二阶波浪漂移力中), 水面船舶三自由度操纵运动的 Abkowitz 模型为

$$\left. \begin{aligned} m(\dot{u} - vr - x_g r^2) &= X_{\text{hyd}} + X_{\text{wave}} \\ m(\dot{v} + ur + x_g \dot{r}) &= Y_{\text{hyd}} + Y_{\text{wave}} \\ I_Z \dot{r} + mx_g(\dot{v} + ur) &= N_{\text{hyd}} + N_{\text{wave}} \end{aligned} \right\} \quad (29)$$

式中: m 为船舶质量; x_g 为船舶重心纵向坐标; I_Z 为绕过船舶重心垂直轴的惯性矩; $X_{\text{hyd}}, Y_{\text{hyd}}, N_{\text{hyd}}$ 为水动力; $X_{\text{wave}}, Y_{\text{wave}}, N_{\text{wave}}$ 为波浪力.

以 Mariner 实船为研究对象来验证前文所设计的控制器的控制效果, 船长 L_{pp} 为 160.93 m, 设计航速为 15 kn, 水动力的具体表达形式以及其中的无因次水动力导数参见文献[15].

3.2 波浪力建模

在运动控制系统的仿真中, 加入波浪力的影响可以检验控制器的鲁棒性. 一般将波浪力分为一阶高频波浪力和二阶慢漂波浪力进行建模. 参考文献[12], 用二阶传递函数对波浪力及力矩进行建模, 对于考虑三自由度运动的水面船舶有:

$$\left. \begin{aligned} X_{\text{wave}} &= \frac{K_w^{(1)} s}{s^2 + 2\lambda^{(1)} \omega_e^{(1)} s + (\omega_e^{(1)})^2} \omega_1 + d_1 \\ Y_{\text{wave}} &= \frac{K_w^{(2)} s}{s^2 + 2\lambda^{(2)} \omega_e^{(2)} s + (\omega_e^{(2)})^2} \omega_2 + d_2 \\ N_{\text{wave}} &= \frac{K_w^{(6)} s}{s^2 + 2\lambda^{(6)} \omega_e^{(6)} s + (\omega_e^{(6)})^2} \omega_3 + d_3 \end{aligned} \right\} \quad (30)$$

式中: K_w 为增益; λ 为阻尼系数; ω_e 为遭遇频率, $\omega_e = \omega_0 - \frac{\omega_0^2}{g} U \cos \beta_e$, ω_0 为谱峰频率, β_e 为遭遇角; 上标 $\{1\}, \{2\}, \{6\}$ 表示自由度; $\omega_i (i = 1, 2, 3)$ 为随机的零均值高斯白噪声; $d_i (i = 1, 2, 3)$ 为二阶波浪慢漂力. $X_{\text{wave}}, Y_{\text{wave}}$ 和 N_{wave} 的幅值大小可由 K_w 来调整, 均值由慢漂力的初始值决定; 波浪谱通过 λ 和 ω_e 参数化.

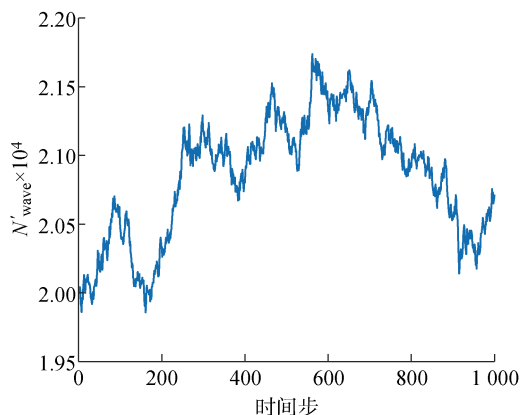
将二阶波浪慢漂力 $d_i (i = 1, 2, 3)$ 建模为缓慢时变偏差项:

$$\left. \begin{aligned} \dot{d}_1 &= w_4 \\ \dot{d}_2 &= w_5 \\ \dot{d}_3 &= w_6 \end{aligned} \right\} \quad (31)$$

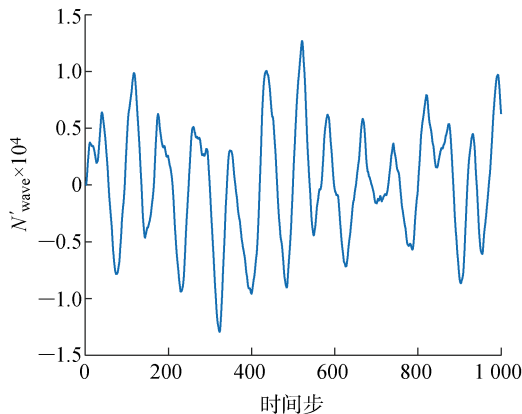
式中: $w_i (i = 4, 5, 6)$ 也为随机的零均值高斯白噪声.

以第 6 自由度为例, 仿真的波浪力矩输入如图

2 所示. 图中横坐标为仿真步数(时间步长为 0.5 s); 纵坐标为无因次波浪力矩, 定义为 $N'_{\text{wave}} = \frac{N_{\text{wave}}}{0.5 \rho L_{\text{pp}}^3 U^2}$, ρ 为水密度; 设定 $\omega_0 = 1.1, \beta_e = 45^\circ, \lambda = 0.2588, K_w^{(6)} = 2.8 \times 10^3, d_3$ 初始值为 7×10^3 .



(a) 二阶慢漂波浪力矩



(b) 一阶高频波浪力矩

图 2 无因次二阶及一阶波浪力矩

Fig. 2 Nondimensional second-order and first-order wave moments

3.3 数值仿真结果

为了验证所提出的综合神经网络和滑模控制(NN-SM 控制)的控制方法, 对欠驱动船舶的路径跟随问题进行仿真研究. 设置航速为 15 kn, 舵角限制为 $|\delta| \leq 35^\circ$, 转舵速率限制为 $|\dot{\delta}| \leq 5^\circ/\text{s}$, 转艏运动数学模型参数 $b = 8.91 \times 10^{-3} \text{ s}^{-2}$. 控制器的参数设置如下: LOS 参数 $\Delta = 1.5 L_{\text{pp}}, k_1 = 3, k_2 = 8 \times 10^{-6}, k_3 = 2 \times 10^{-8}$; 滑模控制参数 $c = 0.4, k_6 = 0.1$; 神经网络结构为 $2 \times 2 \times 1, \mu_1 = [0.3 \ 0.3]^T, \mu_2 = [0.2 \ 0.3]^T, \sigma_i = 0.1$, 参数 $\eta = 0.5, \alpha = 0.9$.

3.3.1 航向控制器控制效果 首先检验 NN-SM 路径跟随控制方法中航向控制器的自适应能力. 对仿真模型施加二阶慢漂波浪力矩干扰, 并和普通滑模控制以及 PID 控制进行对比. 由于非线性 Nomo-

to 模型的系数较难确定,因此在普通滑模控制中普遍采用一阶线性 Nomoto 模型,其形式可写为 $\dot{r} = b_1 r + b_2 \delta$,本文取 $b_1 = 0.2944\text{ s}^{-1}$ ($b_1 = \frac{1}{T}$);PID 控制是一种基于误差反馈的控制算法,具有比例、微分、积分 3 个环节,无需控制模型,本文将其控制参数设置为 $k_p=6, k_i=0, k_d=40$ 。

设置期望航向为 30° ,初始航向为 0° ,3 种控制方法的仿真结果如图 3 所示。从图 3(a)可知,在二阶慢漂波浪力矩的干扰下,普通滑模控制以及 PID 控制均存在稳态误差(约 0.9°),而 NN-SM 控制方法能使船舶航向依旧稳定至期望值,说明 NN-SM

航向控制器具有较好的自适应性。PID 控制器的超调量相对较大,而普通滑模控制能使航向更为平缓地趋向期望值,但是 PID 控制的稳态误差相对于普通滑模控制更小。综合了 RBF 神经网络和滑模控制的 NN-SM 控制方法则具有小超调量以及无稳态误差的优点,因而具有更好的控制能力。从图 3(b)所示的控制舵角来看,PID 控制操舵最为剧烈,而普通滑模控制最平缓,但在 $20\sim 30\text{ s}$ 处有稍许的抖动,NN-SM 控制则居于两者之间。图 3(c)显示 $\hat{f}(\mathbf{Z})$ 最终存在一个非零的稳定值,为神经网络对非线性函数的拟合值,包含对环境扰动与建模误差的辨识值。

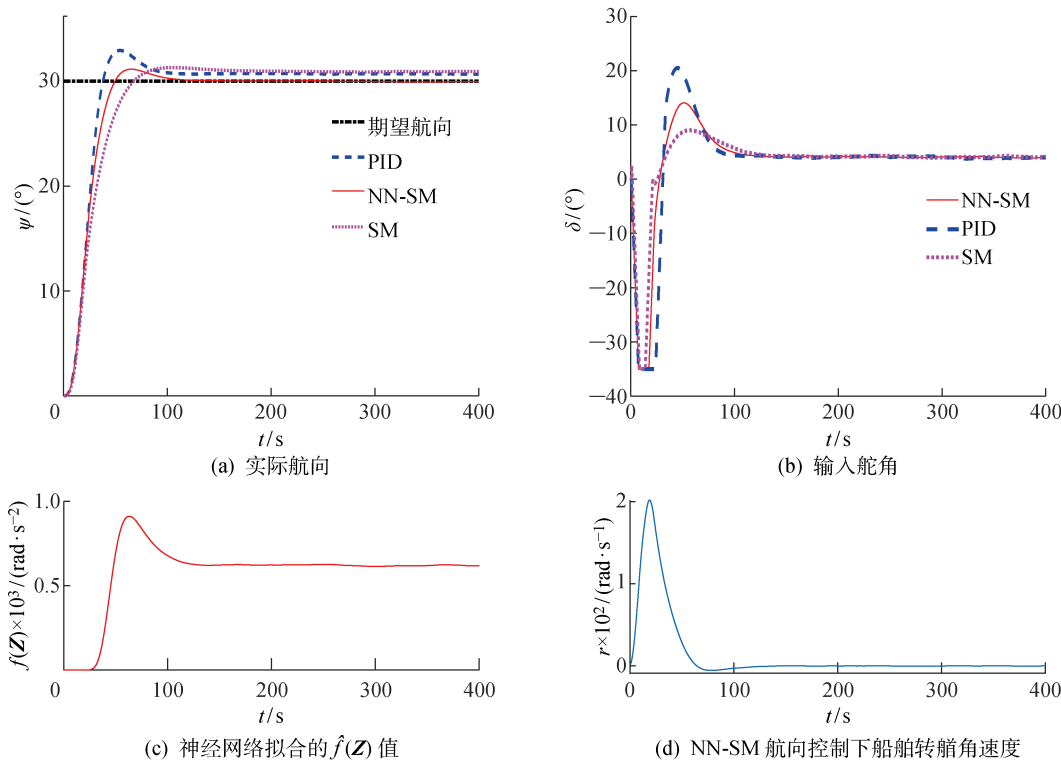


图 3 航向控制仿真结果
Fig. 3 Simulation results of heading control

3.3.2 自适应观测器的有效性 再验证 NN-SM 路径跟随控制算法中自适应漂角状态观测器的有效性。引入该观测器实际上是在 LOS 中加入积分环节,可以通过在二阶慢漂波浪力(非零缓变成分)干扰下的仿真试验来检验观测器的有效性。在此对预设路径 $y_0=0$ 进行跟随,初始状态设为 $(x, y, \Psi) = (0, 200\text{ m}, 0^\circ)$,并将 NN-SM 路径跟随控制结果和 PID 控制结果进行对比,PID 控制参数设置同上。

图 4 给出了仿真结果,其中图 4(a)示出路径跟随过程中船舶的轨迹,图 4(b)和(c)分别显示了船舶航向和舵角时历曲线,图 4(d)是自适应漂角状态观测器所预测的漂角值,图 4(e)为神经网络拟合的

$\hat{f}(\mathbf{Z})$ 值,图 4(f)显示了船舶转舵角速度时历曲线。由图 4(a)可知,在非零慢漂波浪力作用下,PID 控制使路径跟随存在一定稳态横向偏差(3.15 m 左右),而 NN-SM 控制可使横向偏差收敛至 0,说明状态观测器的积分作用产生了效果。由图 4(c)可知,PID 控制作用下舵角的变化比 NN-SM 控制要剧烈。由图 4(d)可知,稳态过程中状态观测器预测的漂角值稳定在 0.78° 左右,说明状态观测器是稳定的。总的来说,NN-SM 控制方法的效果较 PID 要好。

3.3.3 路径跟随控制器的有效性 通过在一阶高频波浪力(零均值)作用下的仿真试验来检验路径跟随控制器的有效性,仿真结果如图 5 所示。在一阶高

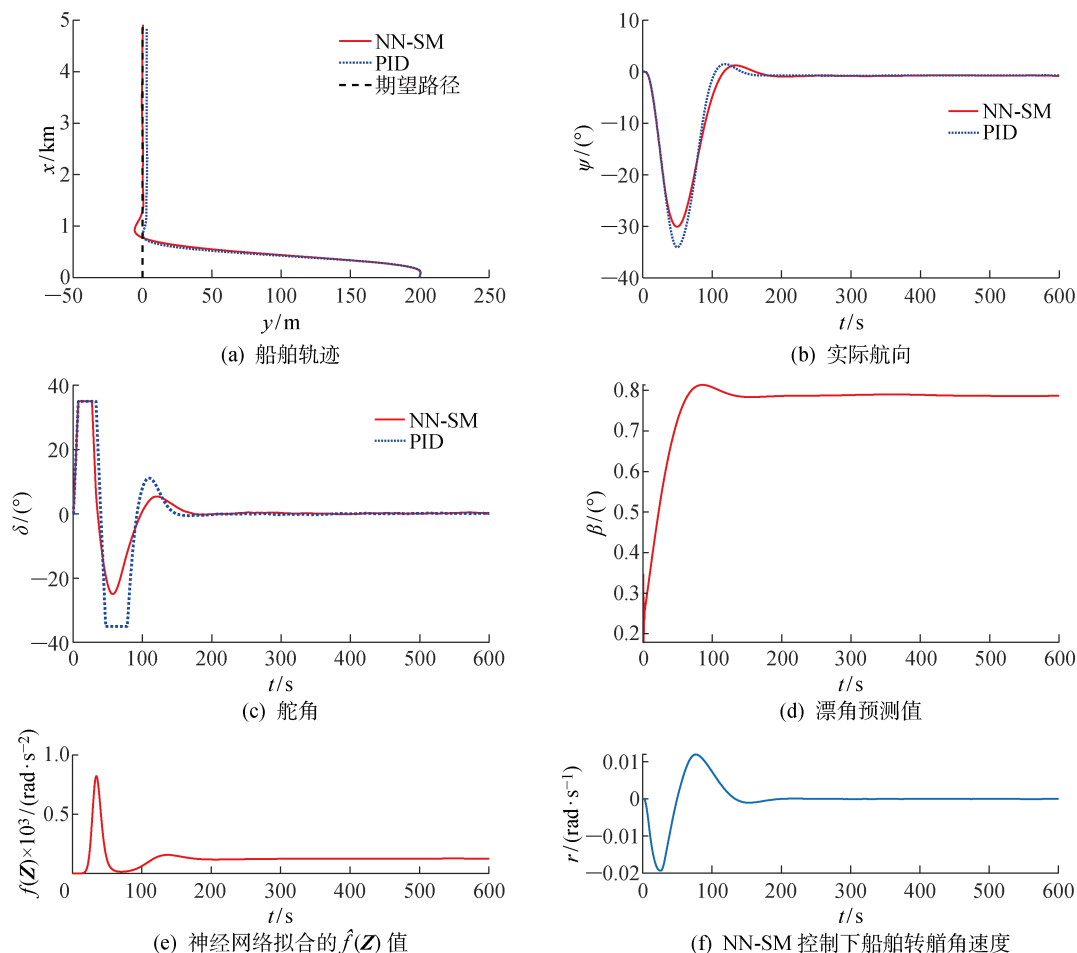


图4 二阶波浪力作用下路径跟随仿真结果

Fig. 4 Simulation results of path following under the second-order wave forces

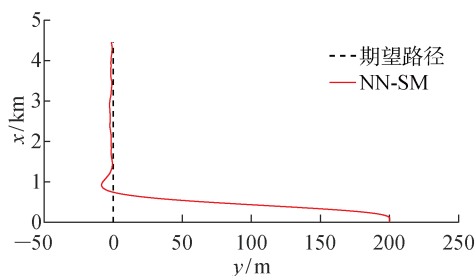


图5 一阶波浪力作用下路径跟随仿真结果

Fig. 5 Simulation results of path following under the first-order wave forces

频波浪力作用下,船舶仍能跟踪直线路径,说明控制器在抑制高频波浪力的影响方面是有效的。

4 结论

本文提出了一种欠驱动水面船舶的自适应路径跟随控制器,使用 LOS 制导策略将对位置与航向的控制转化为单一对航向的控制,解决了欠驱动问题。仿真结果表明,通过在 LOS 中引入漂角状态观测

器,能较好地预测船舶漂角,其积分作用可使船舶抵抗二阶慢漂波浪力的干扰。本文所提出的方法在欠驱动船舶(尤其是只能依靠航向信息操舵而无速度信息反馈的船舶)的运动控制问题中具有较强的实用性。

为了应对控制模型的不确定性问题(建模误差和环境扰动),利用 RBF 神经网络并结合滑模控制来实现航向控制,仿真结果表明设计的航向控制器具有较好的自适应能力。此外,在一阶高频波浪力的干扰下,该控制器仍能有效地使船舶跟随预设路径,表明其具有较好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] HEALEY A J, LIENARD D. Multivariable sliding mode control for autonomous diving and steering of unmanned underwater vehicles[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1993, 18(3): 327-339.
- [2] FREDRIKSEN E, PETTERSEN K Y. Global κ -exponential way-point maneuvering of ships: Theory and experiments[J]. *Automatica*, 2006, 42(4): 677-

- 687.
- [3] FOSSEN T I, BREIVIK M, SKJETNE R. Line-of-sight path following of underactuated marine craft [J]. **IFAC Proceedings Volumes**, 2003, 36(21): 211-216.
- [4] LEKKAS A M, FOSSEN T I. Trajectory tracking and ocean current estimation for marine underactuated vehicles[C]// **2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)**. Juan Les Antibes, France: IEEE, 2014: 905-910.
- [5] BORHAUG E, PAVLOV A, PETTERSEN K Y. Integral LOS control for path following of underactuated marine surface vessels in the presence of constant ocean currents[C]// **IEEE Conference on Decision and Control**. Cancun, Mexico: IEEE, 2008: 4984-4991.
- [6] KAHVECI N E, IOANNOU P A. Adaptive steering control for uncertain ship dynamics and stability analysis[J]. **Automatica**, 2013, 49(3): 685-697.
- [7] FOSSEN T I, LEKKAS A M. Direct and indirect adaptive integral line-of-sight path-following controllers for marine craft exposed to ocean currents[J]. **International Journal of Adaptive Control & Signal Processing**, 2017, 31(4): 445-463.
- [8] LIU C, CHEN C P, ZOU Z, *et al.* Adaptive NN-DSC control design for path following of underactuated surface vessels with input saturation[J]. **Neurocomputing**, 2017, 267: 466-474.
- [9] 刘洋, 郭晨. 船舶航向保持 RBF 神经网络自适应非线性控制[J]. **大连海事大学学报**, 2013, 39(4): 1-4.
LIU Yang, GUO Chen. RBF neural network based adaptive nonlinear control for ship course keeping[J]. **Journal of Dalian Maritime University**, 2013, 39(4): 1-4.
- [10] 罗伟林, 邹早建, 李铁山. 基于神经网络和 L_2 增益的船舶航向自动舵设计[J]. **中国造船**, 2009, 50(2): 40-45.
LUO Weilin, ZOU Zaojian, LI Teishan. Neural-network and L_2 -gain based autopilot design of ship course-keeping[J]. **Shipbuilding of China**, 2009, 50(2): 40-45.
- [11] 秦梓荷, 林壮, 李平, 等. 基于 LOS 导航的欠驱动船舶滑模控制[J]. **中南大学学报(自然科学版)**, 2016, 47(10): 3605-3611.
QIN Zihe, LIN Zhuang, LI Ping, *et al.* Sliding-mode control of underactuated ship based on LOS guidance [J]. **Journal of Central South University (Science and Technology)**, 2016, 47(10): 3605-3611.
- [12] FOSSEN T I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control [M]. New York: John Wiley & Sons, 2011: 1-596.
- [13] 李铁山, 邹早建, 罗伟林. 基于 DSC 后推法的非线性系统的鲁棒自适应 NN 控制[J]. **自动化学报**, 2008, 34(11): 1424-1430.
LI Tieshan, ZOU Zaojian, LUO Weilin. DSC-back-stepping based robust adaptive NN control for nonlinear systems [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2008, 34(11): 1424-1430.
- [14] 刘程. 船舶路径跟踪与减横摇综合控制研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
LIU Cheng. Integrated control of path following and roll motion reduction for marine vessels [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015.
- [15] FOSSEN T I. Guidance and control of ocean vehicles [M]. New York: John Wiley & Sons, 1994: 1-494.
(本文编辑: 王一凡)