DOI: 10.7641/CTA.2018.70456

# 基于神经网络观测器的船舶轨迹跟踪递归滑模动态面输出反馈控制

沈智鹏†, 张晓玲, 张　宁, 郭　戈

(大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要**: 针对三自由度全驱动船舶速度向量不可测问题, 考虑船舶模型参数和外部环境扰动均未知的情况, 提出一种基于神经网络观测器的船舶轨迹跟踪递归滑模动态面输出反馈控制方法. 该方法设计神经网络自适应观测器估计船舶速度向量, 且利用神经网络逼近模型参数不确定项, 综合考虑船舶位置和速度误差之间关系构造递归滑模面, 再采用动态面控制技术设计轨迹跟踪控制律和参数自适应律, 并引入低频增益学习方法消除外界扰动导致的高频振荡控制信号. 选取李雅普诺夫函数证明了该控制律能够保证轨迹跟踪闭环系统内所有信号的一致最终有界性. 最后, 基于一艘供给船进行仿真验证, 结果表明, 船舶轨迹跟踪响应速度快, 所设计控制器对系统模型参数摄动及外界扰动具有较强的鲁棒性.

**关键词**: 船舶轨迹跟踪; 神经网络观测器; 滑模控制; 动态面控制; 低频学习; 输出反馈控制; 控制系统稳定性

**引用格式**: 沈智鹏, 张晓玲, 张宁, 等. 基于神经网络观测器的船舶轨迹跟踪递归滑模动态面输出反馈控制. 控制理论与应用, 2018, 35(8): 1092 – 1100

**中图分类号**: TP273　　**文献标识码**: A

# Recursive sliding mode dynamic surface output feedback control for ship trajectory tracking based on neural network observer

SHEN Zhi-peng†, ZHANG Xiao-ling, ZHANG Ning, GUO Ge

(School of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian Liaoning 116026, China)

**Abstract:** To solve the trajectory tracking problem of 3 DOF full actuated ship with immeasurable velocity vectors, a recursive sliding mode dynamic surface output feedback control based on neural network observer is constructed to estimate ship velocity vectors, and a neural network is introduced to provide estimation of the model uncertainties. Combined with ship position error and velocity error, a recursive sliding mode function is constructed. Moreover, the trajectory tracking control law and the parameter adaptive law are designed by dynamic surface control technique, and the low frequency learning method is introduced to eliminate the high frequency oscillation control signal caused by external disturbances. The application of a new Lyapunov function proves that all signals in the closed-loop trajectory tracking system can be guaranteed the uniformly ultimate boundedness by the proposed control law. Simulation results show the controlled ship achieves fast tracking response speed, and the proposed controller has strong robustness against model parameters uncertainties and unknown external environmental disturbances.

**Key words:** ship trajectory tracking; neural network observer; sliding mode control; dynamic surface control; low frequency learning; output feedback control; control system stability

**Citation:** SHEN Zhipeng, ZHANG Xiaoling, ZHANG Ning, et al. Recursive sliding mode dynamic surface output feedback control for ship trajectory tracking based on neural network observer. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(8): 1092 – 1100

## 1 引言(Introduction)

随着全驱动船舶在海洋资源勘探、海底管道建设、打捞救助、海上消防和供给等工程领域作业的广泛应用, 研究如何通过位置测量和传感器系统控制船舶各方位推进力, 使得船舶精确地跟踪某一设定轨迹受到研究人员的广泛关注. 由于其非线性、时滞、大

收稿日期: 2017−07−04; 录用日期: 2018−01−27.
†通信作者. E-mail: shenbert@dlmu.edu.cn; Tel.: +86 13478437961.
本文责任编委: 王卓.

国家自然科学基金项目(51579024), 中国博士后科学基金项目(2016M601293), 辽宁省自然科学基金项目(201602072), 中央高校基本科研业务费项目(3132016311)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (51579024), the China Postdoctoral Science Foundation (2016M601293), the Natural Science Foundation of Liaoning Province of China (201602072) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (3132016311).

惯性等特点, 且具有扰动未知、参数不确定和速度向量不易测量等问题, 研究船舶的轨迹跟踪问题面临一定的挑战.

反演法作为解决非线性系统控制问题的有效工具, 被广泛的应用于各类控制问题中. 然而在被控对象相对阶增加的情况下, 传统的反演法对虚拟控制量求导易引起"计算膨胀"的问题, 对此, Swaroop D等[1]首次提出动态面控制技术, 引入一阶低通滤波器, 用简单代数计算代替虚拟控制量的微分计算, 有效降低计算复杂度. 在实际航海过程中, 船舶会受到外部环境扰动的影响, 对此, 杜佳璐等[2]设计自适应律对未知外部环境扰动的界进行估计, 结合动态面技术进行控制器设计, 保证船舶定位精度. 杨晓骞等[3]引入非线性干扰观测器, 结合动态面反演技术, 设计非奇异快速终端滑模控制器, 保证系统跟踪误差的收敛速度和精度. 徐海祥等[4]设计基于无源滤波的反步逆最优控制器, 解决存在未建模环境扰动的船舶动力定位问题. 然而实际情况下, 有些船舶模型参数不能精确获得, 采用智能控制方法可对模型不确定部分进行逼近. 夏国清等[5]采用模糊控制对模型不确定部分及死区非线性进行补偿, 解决带输入死区的水面船舶动力定位问题. 张天平等[6]引入径向基函数(RBF)神经网络逼近系统不确定部分, 采用新的自适应控制方法减少在线可调参数, 有效简化计算. 付涛等[7]针对具有模型不确定和外部环境扰动的机器人轨迹跟踪问题, 引入神经网络逼近模型不确定部分, 逼近误差和外部环境扰动则采用两者和的界构造鲁棒项对其进行补偿, 提高控制精度.

以上研究均要求系统状态可完全测量, 然而在实际工程中, 许多系统的状态信息往往很难直接测量. 胡慧等[8]针对一类多输入多输出的不确定非线性系统, 仅根据输出状态信息设计神经网络输出反馈控制器使得系统稳定. 杨杨等[9]根据船舶位置信息构造高增益观测器估计船舶速度信息, 从而设计动态面神经网络输出反馈控制器, 使船舶保持在期望位置. 孙国法等[10]针对一类严格反馈不确定系统, 构造基于非线性反馈函数的神经网络自适应观测器估计所需状态信息, 避免高增益观测器由于反馈参数取值过高而产生的峰化问题, 提高控制系统的跟踪性能. 王昊等[11]构造神经网络自适应观测器估计船舶速度信息, 从而设计一种自适应神经网络动态面控制器, 实现水面船舶的协同路径跟踪控制.

文献[9–11]采用的常规动态面方法引入低通滤波器具有一定的延迟, 各子系统跟踪误差并不能代表真实的跟踪误差. 为此, 刘希等[12]引入递归滑模综合考虑子系统误差间的相互关系, 设计递归滑模动态面自适应神经网络控制器, 克服参数摄动脆弱问题. 刘树光[13]等成功将此方法应用于高超声速飞行器控制器的设计中, 并取得良好的跟踪效果. 文献[12–13]针对单输入–单输出严反馈系统进行了控制器设计, 可尝试将递归滑模动态面方法推广应用于多输入–多输出船舶轨迹跟踪控制问题. 另外, 船舶在航行过程中, 由于外界扰动等因素的影响易使系统控制信号出现高频振荡问题, Tansel等[14]提出一种低频学习自适应技术, 过滤系统的高频内容, 保证系统的稳定性, 可尝试用于解决该问题. 张国庆等[15]将该方法用于增益自适应参数的学习上, 补偿因引入执行器增加的控制增益不确定, 从而设计一种简洁鲁棒神经网络控制器, 有效解决了船舶在超恶劣海况下的路径跟踪控制问题.

本文针对三自由度全驱动船舶速度向量不可测问题, 考虑船舶模型参数和外部环境扰动均未知的情况, 将构造神经网络自适应观测器对船舶速度向量进行观测, 并综合考虑船舶位置和速度误差之间关系设计递归滑模面克服参数脆弱的问题, 再引入低频学习的神经网络自适应方法逼近船舶模型不确定部分避免控制信号产生高频振荡, 从而设计一种基于神经网络观测器的船舶轨迹跟踪递归滑模动态面输出反馈控制器. 最后应用一艘供给船进行仿真研究, 验证所设计控制器的有效性.

## 2 问题描述(Problem description)

对于全驱动船舶, 仅考虑前进、横漂和艏摇3个自由度的水平面运动, 则船舶轨迹跟踪的非线性数学模型可表示为

$$\dot{\boldsymbol{\eta}} = J(\psi)\boldsymbol{\nu}, \tag{1}$$

$$M\dot{\boldsymbol{\nu}} + C(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu} + D\boldsymbol{\nu} = \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{d}, \tag{2}$$

其中: $\boldsymbol{\eta} = [x\ \ y\ \ \psi]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^3$为大地坐标系下船舶实际位置$(x, y)$和艏摇角$\psi$组成的向量; $\boldsymbol{\nu} = [u\ \ v\ \ r]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^3$为附体坐标系下船舶前进速度$u$、横漂速度$v$和艏摇角速度$r$组成的向量; $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1\ \ \tau_2\ \ \tau_3]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^3$为船舶推进器控制输入前进力$\tau_1$、横漂力$\tau_2$以及艏摇力矩$\tau_3$组成的控制向量; $\boldsymbol{d} = [d_1\ \ d_2\ \ d_3]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^3$为附体坐标系下船舶受风、浪、流等引起的横向干扰力$d_1$, 纵向干扰力$d_2$和艏向干扰力矩$d_3$组成的未知外部环境扰动向量; $J(\psi) = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$为坐标系转换矩阵, 且具备$J^{-1}(\psi) = J^{\mathrm{T}}(\psi)$和$\|J(\psi)\| = 1$ 的特性; $M \in \mathbb{R}^{3\times 3}$为船舶重量惯性和水动力附加惯性矩阵; $C(\boldsymbol{\nu}) \in \mathbb{R}^{3\times 3}$为科氏向心矩阵; $D \in \mathbb{R}^{3\times 3}$为线性水动力阻尼参数矩阵.

**假设 1**　船舶的参考轨迹$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}$是光滑可导且有界的, 其一阶导数$\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}$和二阶导数$\ddot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}$存在且有界.

**假设 2**　轨迹跟踪船舶数学模型中, 船舶重量惯性和水动力附加惯性矩阵$M$、科氏向心矩阵$C(\boldsymbol{\nu})$和

线性水动力阻尼矩阵 $D$ 未知但有界; 外部环境扰动 $\boldsymbol{d}=[d_1\ \ d_2\ \ d_3]^{\mathrm{T}}$未知但有界.

**假设 3** 船舶速度向量的每一分量不可测.

控制目标是针对船舶数学模型(1)(2), 在满足假设1–3的情况下, 考虑船舶模型参数和扰动均未知, 仅根据船舶位置信息$(x,y)$和艏摇角信息$\psi$ 设计输出反馈控制律$\boldsymbol{\tau}$, 使船舶沿期望轨迹航行, 并保证闭环系统内所有信号一致最终有界, 实现船舶的轨迹跟踪.

## 3 神经网络观测器设计(Neural network observer design)

考虑到船舶位置可由GPS, DGPS等设备测量, 艏向角由罗经测量, 而速度信息要么不可测量要么经由传感器测量, 而传感器测量受很多因素制约影响控制效果, 且传感器可能失效, 故系统根据船舶位置信息提供速度信息的估计是很有必要的. 因此, 设计一种神经网络自适应观测器对船舶速度信息进行观测. 为方便设计, 将船舶模型式(2)写为

$$\dot{\boldsymbol{\nu}}=M^{-1}\left[\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{d}-C(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu}-D\boldsymbol{\nu}\right]. \tag{3}$$

定义观测误差向量

$$\tilde{\boldsymbol{\eta}}=\hat{\boldsymbol{\eta}}-\boldsymbol{\eta}, \tag{4}$$

$$\tilde{\boldsymbol{\nu}}=\hat{\boldsymbol{\nu}}-\boldsymbol{\nu}, \tag{5}$$

其中: $\hat{\boldsymbol{\eta}}$为观测器对位置信息的估计, $\hat{\boldsymbol{\nu}}$为观测器对速度信息的估计.

设计船舶神经网络自适应观测器有如下形式:

$$\dot{\boldsymbol{x}}_1=J(\psi)\hat{\boldsymbol{\nu}}-{}^{\mathrm{obs}}K_1\tilde{\boldsymbol{\eta}}, \tag{6}$$

$$\dot{\boldsymbol{x}}_2={}^{\mathrm{obs}}\hat{W}^{\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})-{}^{\mathrm{obs}}K_2J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}, \tag{7}$$

其中: 变量左上角的obs表示与观测器相关的设计参数或向量, ${}^{\mathrm{obs}}K_1, {}^{\mathrm{obs}}K_2\in\mathbb{R}^{3\times3}$为设计的正定参数对角阵, ${}^{\mathrm{obs}}\hat{W}^{\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})$表示神经网络输出, 在后续进行说明.

定义

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}=\boldsymbol{x}_1, \tag{8}$$

$$\hat{\boldsymbol{\nu}}=\boldsymbol{x}_2-{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}, \tag{9}$$

其中: ${}^{\mathrm{obs}}K_3\in\mathbb{R}^{3\times3}$为设计的正定参数对角阵. 对式(9)两边关于时间求导并由式(7), 得

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\boldsymbol{\nu}}}=&{}^{\mathrm{obs}}\hat{W}^{\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})-{}^{\mathrm{obs}}K_2J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}-\\&{}^{\mathrm{obs}}K_3\dot{J}^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}-{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}(\psi)\dot{\tilde{\boldsymbol{\eta}}}.\end{aligned} \tag{10}$$

由式(6)–(10)可得观测误差为

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{\eta}}}=J(\psi)\tilde{\boldsymbol{\nu}}-{}^{\mathrm{obs}}K_1\tilde{\boldsymbol{\eta}}, \tag{11}$$

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{\boldsymbol{\nu}}}=&{}^{\mathrm{obs}}\hat{W}^{\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})-{}^{\mathrm{obs}}K_2J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}-\\&{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}(\psi)\dot{\tilde{\boldsymbol{\eta}}}-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{f},\end{aligned} \tag{12}$$

其中: ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{f}=M^{-1}[\boldsymbol{\tau}+\boldsymbol{d}-C(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu}-D\boldsymbol{\nu}]+K_3\dot{J}^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}$. 由于模型参数和外部环境扰动均未知, 且速度向量不可测, 故引入3个RBF神经网络对其进行逼近, 令

$${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{f}={}^{\mathrm{obs}}W^{*\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})+{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}),$$

其中: ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}=[\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}\ \boldsymbol{\tau}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^6$为神经网络输入向量; ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})=\left[{}^{\mathrm{obs}}e_1\ \ {}^{\mathrm{obs}}e_2\ \ {}^{\mathrm{obs}}e_3\right]^{\mathrm{T}}$为逼近误差向量;

$${}^{\mathrm{obs}}W^*=\begin{bmatrix}{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_1^{*\mathrm{T}} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l}\\ 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & {}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_2^{*\mathrm{T}} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l}\\ 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & {}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_3^{*\mathrm{T}}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{3^{\mathrm{obs}}l\times3}$$

为理想权值矩阵, ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_i^*=[{}^{\mathrm{obs}}w_{i,1}^*\ \cdots\ {}^{\mathrm{obs}}w_{i,{}^{\mathrm{obs}}l}^*]^{\mathrm{T}}$为第$i$个神经网络的理想权值向量, 即对于所有的$\boldsymbol{z}\in\Omega_{\boldsymbol{z}}$使$|{}^{\mathrm{obs}}e_i|$最小的向量${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_i$的值, 实际无法得到, $i=1,2,3$, ${}^{\mathrm{obs}}l$为隐含层节点数;

$${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})=$$
$$\left[{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_1^{\mathrm{T}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\ {}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_2^{\mathrm{T}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\ {}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_3^{\mathrm{T}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{3^{\mathrm{obs}}l},$$
$${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_i({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})=$$
$$\left[{}^{\mathrm{obs}}h_{i,1}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\ \cdots\ {}^{\mathrm{obs}}h_{i,{}^{\mathrm{obs}}l}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{{}^{\mathrm{obs}}l}$$

为第$i$个神经网络径向基函数向量, 采用高斯基函数

$${}^{\mathrm{obs}}h_{i,j}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})=\exp\Big[-\frac{({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{c}_j)^{\mathrm{T}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{c}_j)}{2^{\mathrm{obs}}b_{i,j}^2}\Big]$$

进行构造, ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{c}_j=[{}^{\mathrm{obs}}c_{j,1}\ {}^{\mathrm{obs}}c_{j,2}\ \cdots\ {}^{\mathrm{obs}}c_{j,6}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^6$为第$j$个隐层神经元的中心点向量值, ${}^{\mathrm{obs}}b_{i,j}$ 为第$i$个神经网络第$j$个隐层神经元高斯基函数的宽度, $j=1,\cdots,{}^{\mathrm{obs}}l$.

**假设 4** 对所有的${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}\in\Omega_{{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}}$, 神经网络理想权值矩阵${}^{\mathrm{obs}}W^*$和逼近误差${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})$有界, 即存在正常数${}^{\mathrm{obs}}W_{\mathrm{M}}$和有界函数${}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})$, 使$\|{}^{\mathrm{obs}}W^*\|\leqslant{}^{\mathrm{obs}}W_{\mathrm{M}}$和$\|{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\|\leqslant{}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})$成立.

根据以上论述, 并考虑式(11), 则式(12)变为

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{\boldsymbol{\nu}}}=&{}^{\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})-{}^{\mathrm{obs}}K_2J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}-{}^{\mathrm{obs}}K_3\tilde{\boldsymbol{\nu}}+\\&{}^{\mathrm{obs}}K_1{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}}-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}),\end{aligned} \tag{13}$$

其中: ${}^{\mathrm{obs}}\tilde{W}={}^{\mathrm{obs}}\hat{W}-{}^{\mathrm{obs}}W^*$为观测器神经网络权值估计误差矩阵; ${}^{\mathrm{obs}}\hat{W}=\begin{bmatrix}{}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_1^{\mathrm{T}} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l}\\ 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & {}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_2^{\mathrm{T}} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l}\\ 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & 0_{1\times{}^{\mathrm{obs}}l} & {}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_3^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$为${}^{\mathrm{obs}}W^*$的估计矩阵, 用于观测器式(7)的设计, 其自适应律设计为

$${}^{\mathrm{obs}}\dot{\hat{\boldsymbol{w}}}_i={}^{\mathrm{obs}}\Gamma_i\left[-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_i({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\tilde{\boldsymbol{\eta}}_i-{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i{}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_i\right], \tag{14}$$

其中: ${}^{\mathrm{obs}}\Gamma_i\in\mathbb{R}^{{}^{\mathrm{obs}}l\times{}^{\mathrm{obs}}l}$ 为设计的正定参数对角阵, ${}^{\mathrm{obs}}\sigma_i$ 为设计的正常数.

**注 1** 式(9)对观测器输出进行变量代换, 为后续观测器稳定性的证明提供便利.

## 4 输出反馈控制器设计(Output feedback controller design)

在神经网络观测器估计船舶速度向量的基础上,

本节将引入递归滑模面, 结合动态面技术和低频增益学习方法, 进行船舶轨迹跟踪输出反馈控制器的设计.

**步骤 1**　考虑船舶位置误差向量, 定义第1个滑模面向量$\boldsymbol{s}_1 \in \mathbb{R}^3$为

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}_1 = J^{\mathrm{T}}(\psi)(\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}), \\ \boldsymbol{s}_1 = \boldsymbol{z}_1, \end{cases} \tag{15}$$

其中: $\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}} = [x_{\mathrm{d}} \ \ y_{\mathrm{d}} \ \ \psi_{\mathrm{d}}]^{\mathrm{T}}$为大地坐标系下船舶的期望位置和艏摇角构成的向量. 考虑$\dot{J}(\psi) = J(\psi)R(r)$, 其中$R(r) = \begin{bmatrix} 0 & -r & 0 \\ r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, 则对式(15)两边关于时间求导并由式(1)可得

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{s}}_1 = & \dot{J}^{\mathrm{T}}(\psi)(\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}) + J^{\mathrm{T}}(\psi)(\dot{\boldsymbol{\eta}} - \dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}) = \\ & R^{\mathrm{T}}(r)\boldsymbol{s}_1 + \boldsymbol{\nu} - J^{\mathrm{T}}(\psi)\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}. \end{aligned} \tag{16}$$

设计$\boldsymbol{\nu}$的虚拟控制向量$\boldsymbol{\alpha}_1 \in \mathbb{R}^3$为

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = -K_1\boldsymbol{s}_1 + J^{\mathrm{T}}(\psi)\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}, \tag{17}$$

其中$K_1 \in \mathbb{R}^{3\times3}$为设计的正定参数对角阵.

根据Swaroop D提出的动态面方法, 引入一个新的状态向量$\boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}} \in \mathbb{R}^3$作为$\boldsymbol{\alpha}_1$的一阶低通滤波输出, 其数学表达式为

$$T\dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}} + \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}} = \boldsymbol{\alpha}_1, \tag{18}$$

其中: $T$为滤波器时间常数, $\boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}}(0)=\boldsymbol{\alpha}_1(0)$. 采用$\dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}}=(\boldsymbol{\alpha}_1 - \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}})/T$代替$\dot{\boldsymbol{\alpha}}_1$, 避免对虚拟控制向量直接求导产生的计算复杂问题, 易于工程实现.

定义系统滤波器跟踪误差向量$\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^3$为

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}} - \boldsymbol{\alpha}_1. \tag{19}$$

**步骤 2**　由观测器测得速度信息定义船舶速度误差向量$\boldsymbol{z}_2 = \hat{\boldsymbol{\nu}} - \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}}$和第1步定义的位置误差向量$\boldsymbol{s}_1$, 综合考虑两者间的相互关系, 定义第2个递归滑模面向量$\boldsymbol{s}_2 \in \mathbb{R}^3$为

$$\boldsymbol{s}_2 = C_1\boldsymbol{s}_1 + \boldsymbol{z}_2, \tag{20}$$

其中: $C_1 \in \mathbb{R}^{3\times3}$为设计的正定参数对角阵. 由式(2), (5)和式(20)可得

$$M\dot{\boldsymbol{s}}_2 = MC_1\dot{\boldsymbol{s}}_1 + \boldsymbol{\tau} + \boldsymbol{d} - C(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu} - D\boldsymbol{\nu} + M\dot{\hat{\boldsymbol{\nu}}} - M\dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}}. \tag{21}$$

三自由度全驱动轨迹跟踪船舶模型参数完全未知, 故引进3个RBF神经网络对不确定部分进行逼近

$$\begin{aligned} \boldsymbol{f} = & C(\boldsymbol{\nu})\boldsymbol{\nu} + D\boldsymbol{\nu} + M\dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}} - M\dot{\hat{\boldsymbol{\nu}}} - MC_1\dot{\boldsymbol{s}}_1 = \\ & W^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{h}(\boldsymbol{z}) + \boldsymbol{e}(\boldsymbol{z}), \end{aligned} \tag{22}$$

其中: $W^* \in \mathbb{R}^{3l\times3}$, $\boldsymbol{h}(\boldsymbol{z}) \in \mathbb{R}^{3l}$以及$\boldsymbol{e}(\boldsymbol{z})$的含义类似于上节观测器相关RBF神经网络, 隐含层节点数为$l$, 且有$\|W^*\| \leqslant W_{\mathrm{M}}$及$\|\boldsymbol{e}(\boldsymbol{z})\| \leqslant e_{\mathrm{M}}(\boldsymbol{z})$成立; 但其输入为$\boldsymbol{z} = [\boldsymbol{\nu}^{\mathrm{T}} \ \ \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}} \ \ \dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^9$, 第$j$个隐层神经元中心点向量$\boldsymbol{c}_j = [c_{j,1} \ \ c_{j,2} \ \ \cdots \ \ c_{j,9}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^9$.

**假设 5**　对外部环境扰动$\boldsymbol{d}$和RBF神经网络逼近误差$\boldsymbol{e}(\boldsymbol{z})$每一分量来说, 存在有界函数$\delta_i > 0$, 使得$|e_i| + |d_i| < \delta_i$, $i = 1, 2, 3$, 即扰动$\boldsymbol{d}$和神经网络逼近误差$\boldsymbol{e}(\boldsymbol{z})$的界向量可表示为$\boldsymbol{\delta} = [\delta_1 \ \ \delta_2 \ \ \delta_3]^{\mathrm{T}}$.

根据船舶位置信息和观测所得速度信息, 设计船舶轨迹跟踪输出反馈控制律为

$$\boldsymbol{\tau} = -\boldsymbol{s}_1 - K_2\boldsymbol{s}_2 + \hat{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{z}}) - \varXi(\boldsymbol{s}_2)\hat{\boldsymbol{\delta}}, \tag{23}$$

其中: $\hat{W} = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{w}}_1^{\mathrm{T}} & 0_{1\times l} & 0_{1\times l} \\ 0_{1\times l} & \hat{\boldsymbol{w}}_2^{\mathrm{T}} & 0_{1\times l} \\ 0_{1\times l} & 0_{1\times l} & \hat{\boldsymbol{w}}_3^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{3l\times3}$为理想权值的估计矩阵; $K_2 \in \mathbb{R}^{3\times3}$为设计的正定参数对角阵; $\hat{\boldsymbol{z}} = [\hat{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}} \ \ \boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}} \ \ \dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$为神经网络输入向量; $\varXi(\boldsymbol{s}_2) = \mathrm{diag}\{\tanh(s_{2,1}/\varepsilon_1) \ \ \tanh(s_{2,2}/\varepsilon_2) \ \ \tanh(s_{2,3}/\varepsilon_3)\} \in \mathbb{R}^{3\times3}$, $\varepsilon_i$为正的设计常数, $s_{2,i}$为$\boldsymbol{s}_2$的第$i$个分量; $\hat{\boldsymbol{\delta}}$为$\boldsymbol{\delta}$的估计值向量.

权值向量自适应律设计为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{w}}}_i = \varGamma_i\left[-\boldsymbol{h}_i(\hat{\boldsymbol{z}})s_{2,i} - \sigma_i\hat{\boldsymbol{w}}_i\right], \tag{24}$$

其中: $\varGamma_i \in \mathbb{R}^{l\times l}$为设计的正定参数对角阵, $\sigma_i$为正的设计常数, $\hat{\boldsymbol{w}}_i$为$\boldsymbol{w}_i^*$的估计, 定义$\tilde{\boldsymbol{w}}_i = \hat{\boldsymbol{w}}_i - \boldsymbol{w}_i^*$, $i=1, 2, 3$. 考虑海洋环境存在高频扰动的情况, 为进一步提高系统跟踪控制策略的鲁棒性, 引入低频增益学习技术[14], 将神经网络权值自适应律改进为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\boldsymbol{w}}}_i = \varGamma_i\left[-\boldsymbol{h}_i(\hat{\boldsymbol{z}})s_{2,i} - \sigma_i(\hat{\boldsymbol{w}}_i - \hat{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}})\right], \\ \dot{\hat{\boldsymbol{w}}}_{i\mathrm{f}} = \varGamma_{i\mathrm{f}}(\hat{\boldsymbol{w}}_i - \hat{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}}), \end{cases} \tag{25}$$

其中: $\varGamma_{i\mathrm{f}} \in \mathbb{R}^{l\times l}$为设计的正定参数对角阵, $\hat{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}}$表示$\hat{\boldsymbol{w}}_i$经低频学习后的估计.

采用带$\sigma$–修正泄露项的自适应律[16]对神经网络逼近误差和外部环境扰动组成的界向量$\boldsymbol{\delta}$进行估计

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\delta}}} = Q\left[\varXi(\boldsymbol{s}_2)\boldsymbol{s}_2 - \varLambda(\hat{\boldsymbol{\delta}} - \boldsymbol{\delta}^0)\right], \tag{26}$$

其中: $Q \in \mathbb{R}^{3\times3}$, $\varLambda = \mathrm{diag}\{\sigma_1 \ \sigma_2 \ \sigma_3\} \in \mathbb{R}^{3\times3}$均为设计的正定参数对角阵, $\sigma_i$选得很小, 但要保证不使$\hat{\boldsymbol{\delta}}$增长到无界; $\boldsymbol{\delta}^0 = [\delta_1^0 \ \ \delta_2^0 \ \ \delta_3^0]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^3$, $\delta_i^0$为$\delta_i$的先验估计, $i = 1, 2, 3$. 定义$\tilde{\boldsymbol{\delta}} = \hat{\boldsymbol{\delta}} - \boldsymbol{\delta}$.

由式(22)(23), 并在等式(21)右边加一项减一项$W^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{z}})$, 则式(21)变为

$$\begin{aligned} M\dot{\boldsymbol{s}}_2 = & -\boldsymbol{s}_1 - K_2\boldsymbol{s}_2 - \boldsymbol{e}(\boldsymbol{z}) + \boldsymbol{d} - \varXi(\boldsymbol{s}_2)\hat{\boldsymbol{\delta}} + \\ & \tilde{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{z}}) + W^{*\mathrm{T}}\left[\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{z}}) - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{z})\right], \end{aligned} \tag{27}$$

其中$\tilde{W} = \hat{W} - W^*$为控制器神经网络权值估计误差矩阵.

**注 2**　神经网络权值自适应律本应采用$-\sigma_i(\hat{\boldsymbol{w}}_i - \boldsymbol{w}_i^*)$, 而$\boldsymbol{w}_i^*$不可得, 故一般假设$\boldsymbol{w}_i^* = 0$进行设计, 即式(24). 因模型不确定和扰动等因素的影响, 这易引起控制响应的高频振荡从而导致系统发散, 采用$\hat{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}}$作为$\hat{\boldsymbol{w}}_i$的一阶低通滤波输出

并代替$\boldsymbol{w}_i^*$, 即式(25), 可有效解决该问题. 且由文献[15]给出的引理可知, 低频增益学习技术的引入, 不改变原有系统的稳定性, 即采用式(24)或式(25)在系统稳定性分析时是等价的.

**注 3** 针对具有耦合特性的船舶轨迹跟踪控制问题, 本文采用Skjetne R[17]定义的位置误差$\boldsymbol{z}_1 = J^{\mathrm{T}}(\psi)(\boldsymbol{\eta}-\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}})$代替常规动态面的$\boldsymbol{z}_1=\boldsymbol{\eta}-\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}$, 用以解决引入递归滑模后稳定性证明的难题.

## 5 稳定性分析(Stability analysis)

选取轨迹跟踪船舶系统李雅普诺夫函数为

$$V_\Sigma = V_{\mathrm{obs}} + V_{\mathrm{c}}, \tag{28}$$

其中: $V_{\mathrm{obs}}$为观测器李雅普诺夫函数, 选取为

$$V_{\mathrm{obs}} = \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_2\tilde{\boldsymbol{\eta}} + \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}} + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\varGamma_i^{-1\,\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i; \tag{29}$$

$V_{\mathrm{c}}$为控制器李雅普诺夫函数, 选取为

$$V_{\mathrm{c}} = \frac{1}{2}\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{2}\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}M\boldsymbol{s}_2 + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\varGamma_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{w}}_i + \frac{1}{2}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y} + \frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}Q^{-1}\tilde{\boldsymbol{\delta}}. \tag{30}$$

对式(29)求导, 代入式(11)(13)和式(14)得

$$\begin{aligned}&\dot V_{\mathrm{obs}} = \\ &\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_2\dot{\tilde{\boldsymbol{\eta}}} + \tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\dot{\tilde{\boldsymbol{\nu}}} + \sum_{i=1}^{3}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\varGamma_i^{-1\,\mathrm{obs}}\dot{\hat{\boldsymbol{w}}}_i = \\ &\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_2(-{}^{obs}K_1\tilde{\boldsymbol{\eta}}) + \tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\big[{}^{\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}) - \\ &{}^{\mathrm{obs}}K_3\tilde{\boldsymbol{\nu}} + {}^{\mathrm{obs}}K_1{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}(\psi)\tilde{\boldsymbol{\eta}} - {}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\big] + \\ &\sum_{i=1}^{3}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\left[-{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}_i({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\tilde{\boldsymbol{\eta}}_i - {}^{\mathrm{obs}}\sigma_i{}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_i\right].\end{aligned} \tag{31}$$

考虑如下不等式:

$$\begin{cases}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}) \leqslant \\ a_1\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}} + \dfrac{\left\|{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\right\|^2}{4a_1}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\tilde{W}, \\ \tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_1{}^{\mathrm{obs}}K_3J^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\eta}} \leqslant \\ a_2\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_1{}^{\mathrm{obs}}K_1\tilde{\boldsymbol{\eta}} + \tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\dfrac{{}^{\mathrm{obs}}K_3{}^{\mathrm{obs}}K_3}{4a_2}\tilde{\boldsymbol{\nu}}, \\ -\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\boldsymbol{e}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}) \leqslant a_3\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}} + \dfrac{{}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}^2({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})}{4a_3}, \\ -\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z}) \leqslant \\ a_4\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\eta}} + \dfrac{\left\|{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\right\|^2}{4a_4}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{W}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\tilde{W}, \\ \left\|{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{h}({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})\right\|^2 \leqslant {}^{\mathrm{obs}}l, \\ -{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_i \leqslant \\ -\dfrac{{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i}{2}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i + \dfrac{{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i}{2}{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2,\end{cases}$$

其中: $a_1\sim a_4$为正常数, ${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}$为神经网络权值向量${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_i^*$的范数的界. 综上所述可得

$$\begin{aligned}&\dot V_{\mathrm{obs}} \leqslant \\ &-\frac{\lambda_{\min}\left[{}^{\mathrm{obs}}K_1({}^{\mathrm{obs}}K_2 - a_2{}^{\mathrm{obs}}K_1)\right] - a_4}{\lambda_{\max}{}^{\mathrm{obs}}K_2}\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_2\tilde{\boldsymbol{\eta}} - \\ &\Big\{\lambda_{\min}\Big[{}^{\mathrm{obs}}K_3(I_{3\times3} - \frac{{}^{\mathrm{obs}}K_3}{4a_2})\Big] - a_1 - a_3\Big\}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}} - \\ &\frac{1}{2}\beta_{\mathrm{o}}\sum_{i=1}^{3}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\varGamma_i^{-1\,\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i + \sum_{i=1}^{3}\frac{{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i}{2}{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2 + \\ &\frac{{}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}^2({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})}{4a_3},\end{aligned} \tag{32}$$

其中:

$$\begin{aligned}\beta_{\mathrm{o}} = \min\{&\lambda_{\min}[({}^{\mathrm{obs}}\sigma_1 - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_1} - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_4}){}^{\mathrm{obs}}\varGamma_1], \\ &\lambda_{\min}[({}^{\mathrm{obs}}\sigma_2 - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_1} - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_4}){}^{\mathrm{obs}}\varGamma_2], \\ &\lambda_{\min}[({}^{\mathrm{obs}}\sigma_3 - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_1} - \frac{{}^{\mathrm{obs}}l}{2a_4}){}^{\mathrm{obs}}\varGamma_3]\} > 0.\end{aligned}$$

对式(30)求导, 并代入式(5)(16)–(17)(19)–(20)(24)(26)和式(27), 再由$\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}R^{\mathrm{T}}(r)\boldsymbol{s}_1=0$及假设5可得

$$\begin{aligned}\dot V_{\mathrm{c}} \leqslant\, &\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}(-C_1\boldsymbol{s}_1 - K_1\boldsymbol{s}_1 + \boldsymbol{y} - \tilde{\boldsymbol{\nu}}) + \boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\big\{-K_2\boldsymbol{s}_2 + \\ &W^{*\mathrm{T}}[\boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{z}}) - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{z})] + \boldsymbol{\delta} - \varXi(\boldsymbol{s}_2)\hat{\boldsymbol{\delta}}\big\} + \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{y}} - \\ &\sum_{i=1}^{3}\sigma_i\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}} + \tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}\big[\varXi(\boldsymbol{s}_2)\boldsymbol{s}_2 - \varLambda(\hat{\boldsymbol{\delta}} - \boldsymbol{\delta}^0)\big],\end{aligned} \tag{33}$$

根据文献[18], 有$\boldsymbol{h}_i(\boldsymbol{z}) - \boldsymbol{h}_i(\hat{\boldsymbol{z}}) = \bar\varepsilon\boldsymbol{h}_{ti}$, 其中$\boldsymbol{h}_{ti}$为有界向量函数, $\bar\varepsilon > 0$. 考虑如下不等式成立:

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y} \leqslant a_5\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{4a_5}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}, \\ &-\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}} \leqslant a_6\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_1 + \frac{1}{4a_6}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}}, \\ &\bar\varepsilon\boldsymbol{w}_i^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{h}_{ti}s_{2,i} \leqslant a_7|s_{2,i}|^2 + \frac{\bar\varepsilon^2\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2\|\boldsymbol{h}_{ti}\|^2}{4a_7}, \\ &-\sigma_i\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{w}}_i \leqslant -\frac{\sigma_i}{2}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i + \frac{\sigma_i}{2}w_{i,\mathrm{M}}^2,\end{aligned}$$

其中: $a_5\sim a_7$为正常数, $w_{i,\mathrm{M}}$为神经网络理想权值向量$\boldsymbol{w}_i^*$的范数的界. 对$\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{y}}$, 由式(19)可得

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{y}} = \dot{\boldsymbol{\nu}}_{\mathrm{d}} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 = \\ -\frac{\boldsymbol{y}}{T} - K_1\dot{\boldsymbol{s}}_1 + \dot J^{\mathrm{T}}(\psi)\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}} + J^{\mathrm{T}}(\psi)\ddot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}},\end{aligned} \tag{34}$$

针对轨迹跟踪船舶闭环系统, 考虑如下紧集$\varOmega_{\mathrm{c}} = \big\{\big[\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\ \ \tilde{\boldsymbol{w}}_1^{\mathrm{T}}\ \ \tilde{\boldsymbol{w}}_2^{\mathrm{T}}\ \ \tilde{\boldsymbol{w}}_3^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\ \ \tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}\big]^{\mathrm{T}} : V_{\mathrm{c}} \leqslant \varpi_0\big\}$和$\varOmega_{\mathrm{d}} = \big\{[\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}\ \ \dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}\ \ \ddot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} : \|\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}\|^2 + \|\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}\|^2 + \|\ddot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}\|^2 \leqslant B_0\big\}$, 其中$B_0, \varpi_0$为给定的正数. 可知$\varOmega_{\mathrm{c}}\times\varOmega_{\mathrm{d}}$也是紧集, 存在非负的连续函数$\beta(\cdot)$, 使得

$$\Big\|\dot{\boldsymbol{y}} + \frac{\boldsymbol{y}}{T}\Big\| \leqslant \beta(\boldsymbol{s}_1, \boldsymbol{s}_2, \tilde{\boldsymbol{w}}_1, \tilde{\boldsymbol{w}}_2, \tilde{\boldsymbol{w}}_3, \boldsymbol{y}, \tilde{\boldsymbol{\delta}}, \boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}, \dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}, \ddot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}),$$

且$\beta(\cdot)$在空间$\varOmega_{\mathrm{c}}\times\varOmega_{\mathrm{d}}$上有最大值$N$, 故

$$\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{y}} = -\frac{\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}}{T} + \frac{\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}}{T} + \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{y}} \leqslant$$

$$-\frac{\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}}{T}+a_8\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}+\frac{N^2}{4a_8}, \tag{35}$$

其中: $a_8$为正常数. 由双曲正切函数的性质, 式(33)中$\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\Xi(\boldsymbol{s}_2)\hat{\boldsymbol{\delta}}+\tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}\Xi(\boldsymbol{s}_2)\boldsymbol{s}_2=\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\Xi(\boldsymbol{s}_2)\boldsymbol{\delta}\leqslant 0.2785\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}$, 其中 $\boldsymbol{p}=[\varepsilon_1\ \ \varepsilon_2\ \ \varepsilon_3]^{\mathrm{T}}$. 且考虑有不等式 $-(\hat{\delta}_i-\delta_i)(\hat{\delta}_i-\delta_i^0)\leqslant-\frac{1}{2}\tilde{\delta}_i^2+\frac{1}{2}(\delta_i-\delta_i^0)^2$ 成立. 根据由上述分析, 式(33)可变为

$$\begin{aligned}\dot{V}_{\mathrm{c}}\leqslant&-[\lambda_{\min}(C_1+K_1)-a_5-a_6]\,\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_1-\\&[\lambda_{\min}(K_2)-a_7]\,\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_2-\frac{1}{2}\beta_{\mathrm{c}}\sum_{i=1}^{3}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\Gamma_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{w}}_i-\\&\beta_{\boldsymbol{y}}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}-\frac{1}{2}\beta_{\tilde{\boldsymbol{\delta}}}\tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}Q^{-1}\tilde{\boldsymbol{\delta}}+\frac{1}{4a_6}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}}+\\&\sum_{i=1}^{3}\frac{\bar{\varepsilon}^2\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2\left\|\boldsymbol{h}_{ti}\right\|^2}{4a_7}+\sum_{i=1}^{3}\frac{\sigma_i}{2}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2+\frac{N^2}{4a_8}+\\&0.2785\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}+\frac{1}{2}(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0)^{\mathrm{T}}\Lambda(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0),\end{aligned} \tag{36}$$

其中: $\beta_{\boldsymbol{y}}=1/T-1/4a_5-a_8$, $\beta_{\tilde{\boldsymbol{\delta}}}=\lambda_{\min}(\Lambda Q)$, $\beta_{\mathrm{c}}=\min\left[\lambda_{\min}(\sigma_1\Gamma_1),\lambda_{\min}(\sigma_2\Gamma_2),\lambda_{\min}(\sigma_3\Gamma_3)\right]>0$.

根据式(32)和式(36), 可知

$$\begin{aligned}\dot{V}_{\Sigma}\leqslant&-\beta_{\tilde{\boldsymbol{\eta}}}\tilde{\boldsymbol{\eta}}^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}K_2\tilde{\boldsymbol{\eta}}-\beta_{\tilde{\boldsymbol{\nu}}}\tilde{\boldsymbol{\nu}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\nu}}-\beta_{\boldsymbol{s}_1}\boldsymbol{s}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_1-\\&\beta_{\boldsymbol{s}_2}\boldsymbol{s}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_2-\frac{1}{2}\beta_{\mathrm{o}}\sum_{i=1}^{3}{}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}\,\mathrm{obs}}\Gamma_i^{-1\,\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i-\\&\frac{1}{2}\beta_{\mathrm{c}}\sum_{i=1}^{3}\frac{\sigma_i}{2}\tilde{\boldsymbol{w}}_i^{\mathrm{T}}\Gamma_i^{-1}\tilde{\boldsymbol{w}}_i-\frac{1}{2}\beta_{\tilde{\boldsymbol{\delta}}}\tilde{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}Q^{-1}\tilde{\boldsymbol{\delta}}-\\&\beta_{\boldsymbol{y}}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}+\frac{{}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}^2({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})}{4a_3}+\sum_{i=1}^{3}\frac{{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i}{2}{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2+\\&\sum_{i=1}^{3}\frac{\bar{\varepsilon}^2\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2\left\|\boldsymbol{h}_{ti}\right\|^2}{4a_7}+\sum_{i=1}^{3}\frac{\sigma_i}{2}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2+\frac{N^2}{4a_8}+\\&0.2785\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}+\frac{1}{2}(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0)^{\mathrm{T}}\Lambda(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0)\leqslant\\&-\mu V_{\Sigma}+C,\end{aligned} \tag{37}$$

其中:

$$\mu=\min(2\beta_{\tilde{\boldsymbol{\eta}}},2\beta_{\tilde{\boldsymbol{\nu}}},\beta_{\mathrm{o}},2\beta_{s_1},2\beta_{\boldsymbol{s}_2},2\beta_{\boldsymbol{y}},\beta_{\mathrm{c}},\beta_{\tilde{\boldsymbol{\delta}}})>0, \tag{38}$$

$$\begin{aligned}C=&\frac{{}^{\mathrm{obs}}e_{\mathrm{M}}^2({}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{z})}{4a_3}+\sum_{i=1}^{3}\frac{{}^{\mathrm{obs}}\sigma_i}{2}{}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2+\\&\sum_{i=1}^{3}\frac{\bar{\varepsilon}^2\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2\left\|\boldsymbol{h}_{ti}\right\|^2}{4a_7}+\sum_{i=1}^{3}\frac{\sigma_i}{2}\boldsymbol{w}_{i,\mathrm{M}}^2+\frac{N^2}{4a_8}+\\&0.2785\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta}+\frac{1}{2}(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0)^{\mathrm{T}}\Lambda(\boldsymbol{\delta}-\boldsymbol{\delta}^0),\end{aligned} \tag{39}$$

$$\beta_{\boldsymbol{s}_1}=\lambda_{\min}(C_1+K_1)-a_5-a_6,$$

$$\beta_{\boldsymbol{s}_2}=\lambda_{\min}(K_2)-a_7,$$

$$\beta_{\tilde{\boldsymbol{\nu}}}=\lambda_{\min}\left[{}^{\mathrm{obs}}K_3(I_{3\times3}-\frac{{}^{\mathrm{obs}}K_3}{4a_2})\right]-a_1-a_3-a_6,$$

$$\beta_{\tilde{\boldsymbol{\eta}}}=\frac{\lambda_{\min}\left[{}^{\mathrm{obs}}K_1({}^{\mathrm{obs}}K_2-a_2{}^{\mathrm{obs}}K_1)\right]-a_4}{\lambda_{\max}{}^{\mathrm{obs}}K_2}.$$

适当地选取观测器相关设计参数${}^{\mathrm{obs}}K_1$, ${}^{\mathrm{obs}}K_2$, ${}^{\mathrm{obs}}K_3$及其神经网络相关设计参数${}^{\mathrm{obs}}\sigma_i$, ${}^{\mathrm{obs}}\Gamma_i$, 控制器相关设计参数$K_1$, $K_2$, $C_1$及其低频学习神经网络相关设计参数$\sigma_i$, $\Gamma_i$, $\Gamma_{i\mathrm{f}}$, 以及自适应律相关设计参数$Q$, $\Lambda$, $\varepsilon_i$, $\delta_i^0(i=1,2,3)$和滤波器时间常数$T$满足式(38)的条件, 则可解不等式(37), 得

$$0\leqslant V_{\Sigma}(t)\leqslant\frac{C}{\mu}+\left[V_{\Sigma}(0)-\frac{C}{\mu}\right]\mathrm{e}^{-\mu t}. \tag{40}$$

因$\lim\limits_{t\to\infty}V_{\Sigma}(t)=C/\mu$, 故可知$V_{\Sigma}(t)$一致最终有界; 再根据式(28)可得船舶轨迹跟踪闭环系统中的信号$\tilde{\boldsymbol{\eta}}$, $\tilde{\boldsymbol{\nu}}$, ${}^{\mathrm{obs}}\tilde{\boldsymbol{w}}_i$, $\boldsymbol{s}_1$, $\boldsymbol{s}_2$, $\tilde{\boldsymbol{w}}_i$, $\tilde{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}}$, $\boldsymbol{y}$和$\boldsymbol{\delta}$一致最终有界; 考虑$\boldsymbol{\eta}_{\mathrm{d}}$的有界性和式(15)(4)可知$\boldsymbol{\eta}$, $\hat{\boldsymbol{\eta}}$有界; 考虑$\dot{\boldsymbol{\eta}}_{\mathrm{d}}$的有界性和式(17)(19)(20)(5)可知$\boldsymbol{\alpha}_1$, $\boldsymbol{\nu}_{\mathrm{d}}$和$\boldsymbol{\nu}$有界; 考虑${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{w}_i^*$, $\boldsymbol{w}_i^*$和$\boldsymbol{\delta}$的有界性可知${}^{\mathrm{obs}}\hat{\boldsymbol{w}}_i$, $\hat{\boldsymbol{w}}_i$, $\hat{\boldsymbol{w}}_{i\mathrm{f}}$和$\hat{\boldsymbol{\delta}}$有界, 从而得到船舶轨迹跟踪闭环系统内所有信号的一致最终有界性, 即所设计神经网络自适应观测器可以很好的观测实际速度, 所设计控制器能够实现船舶的轨迹跟踪目标.

## 6 仿真研究(Simulation studies)

为验证所设计控制器的有效性, 本节以一艘供给船为对象进行仿真试验, 该船长度为76.2 m, 质量为$4.591\times10^6$ kg, 船舶重量惯性和水动力附加惯性组成的矩阵$M$, 科氏向心矩阵$C(\boldsymbol{\nu})$, 水动力阻尼参数矩阵$D$等参数取值与文献[19]相同.

选择船舶期望轨迹:

$$\begin{aligned}&x_{\mathrm{d}}=500\sin(0.02t+\pi/4),\\&y_{\mathrm{d}}=500\left[1-\cos(0.02t+\pi/4)\right],\\&\psi_{\mathrm{d}}=0.01t.\end{aligned}$$

设置外部环境扰动:

$$\begin{aligned}&d_1=10^5\times[\sin(0.2t)+\cos(0.5t)],\\&d_2=10^5\times[\sin(0.2t)+\cos(0.5t)],\\&d_3=10^5\times[\sin(0.5t)+\cos(0.3t)].\end{aligned}$$

船舶的初始位置和速度状态为

$$\begin{aligned}&[x(0)\ \ y(0)\ \ \psi(0)\ \ u(0)\ \ v(0)\ \ r(0)]^{\mathrm{T}}=\\&[100\,\mathrm{m}\ \ 400\,\mathrm{m}\ \ \pi/4\ \ 0\,\mathrm{m/s}\ \ 0\,\mathrm{m/s}\ \ 0\,\mathrm{rad/s}]^{\mathrm{T}}.\end{aligned}$$

观测器RBF神经网络隐含层节点数${}^{\mathrm{obs}}l=61$, 取${}^{\mathrm{obs}}\boldsymbol{c}_j$每一分量在$[-30,30]$之间平均分布, 高斯基函数的宽度${}^{\mathrm{obs}}b_{i,j}=3$, 网络权值估计的初始值

$$\begin{aligned}&{}^{\mathrm{obs}}\hat{w}_{i,j}=0,\ i=1,2,3,\ j=1,\cdots,{}^{\mathrm{obs}}l;\\&{}^{\mathrm{obs}}K_1=\mathrm{diag}\{1\ 1\ 1\},\ {}^{\mathrm{obs}}K_2=\mathrm{diag}\{5\ 5\ 5\},\\&{}^{\mathrm{obs}}K_3=\mathrm{diag}\{1,1,1\},\end{aligned}$$

${}^{\mathrm{obs}}\Gamma_{1\sim3}$对角线元素均为10, ${}^{\mathrm{obs}}\sigma_{1\sim3}=1$. 控制器RBF神经网络的隐含层节点数$l=61$, 取$\boldsymbol{c}_j$第1, 2, 4, 5, 7, 8 分量在 $[-30,30]$ 之间平均分布 3, 6, 9 分量在$[-10,$

20]之间平均分布, 高斯基函数的宽度$b_{i,j}=15$, 网络权值估计的初始值$\hat{w}_{i,j}=0$, $i=1,2,3$, $j=1,\cdots,l$; $K_1=0.03\times\mathrm{diag}\{1,1,1\}$, $K_2=\mathrm{diag}\{10^5,10^5,10^7\}$, $C_1=\mathrm{diag}\{0.08,0.08,1\}$, $\Gamma_{1\sim2}$对角线元素为$10^6$, $\Gamma_3$对角线元素为$10^8$, $\sigma_{1\sim2}=10^{-6}$, $\sigma_3=10^{-8}$, $\Gamma_{if}$对角线元素为 0.02,

$$Q=10^3\times\mathrm{diag}\{3,3,3000\},$$
$$\Lambda=\mathrm{diag}\{10^{-8},10^{-8},10^{-11}\},$$
$$\varepsilon_{1\sim2}=1,\ \varepsilon_3=0.1,\ \delta^0_{1\sim3}=0.1,$$

滤波器时间常数$T=0.3$.

在相同海况下, 采用本文递归滑模动态面输出反馈控制算法与文献[11]的常规动态面输出反馈算法对船舶进行轨迹跟踪控制, 仿真结果如图1–7所示.

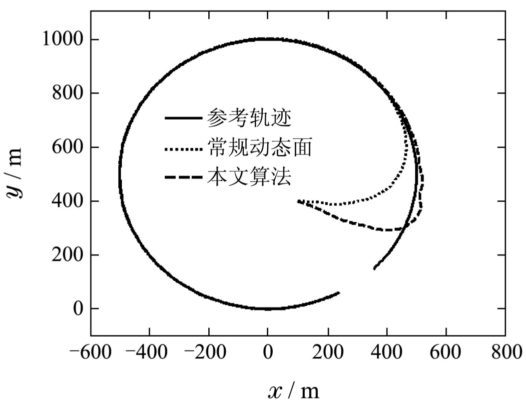



图 1 船舶的期望轨迹和实际轨迹

Fig. 1 Desired trajectory and actual trajectories

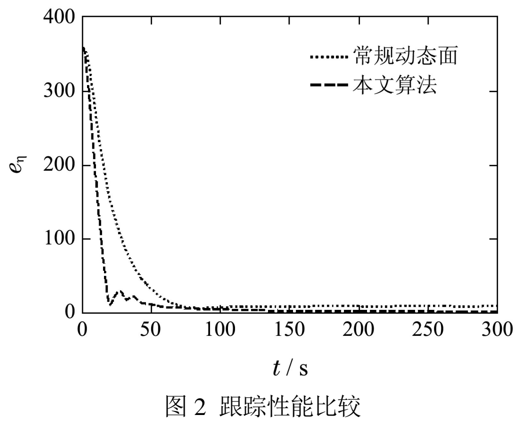
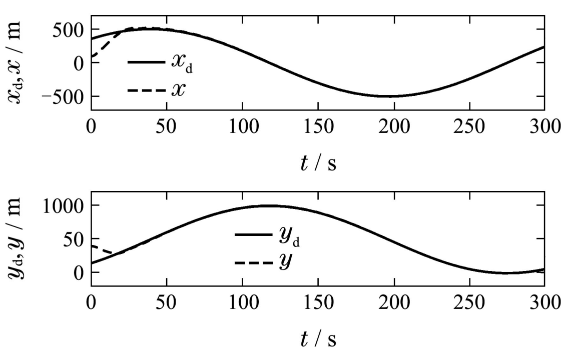



图 2 跟踪性能比较

Fig. 2 Comparison of tracking errors



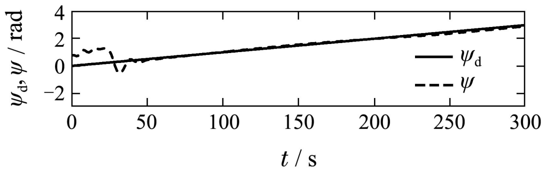




图 3 船舶的期望位置和实际位置

Fig. 3 Desired position and actual position

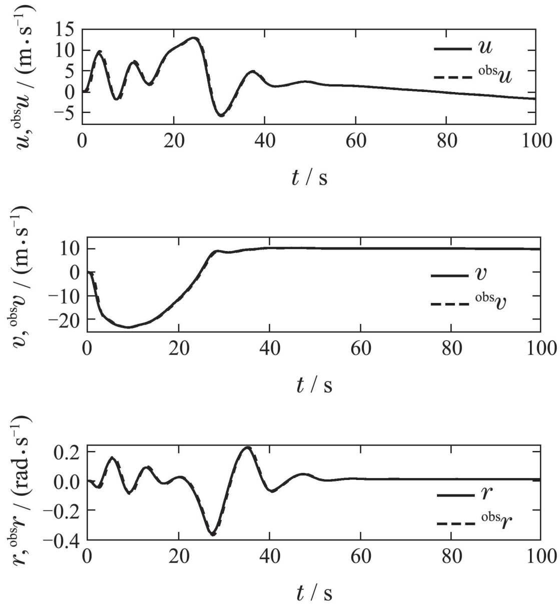



图 4 实际速度及其观测器估计值

Fig. 4 Actual speed and their observer estimations

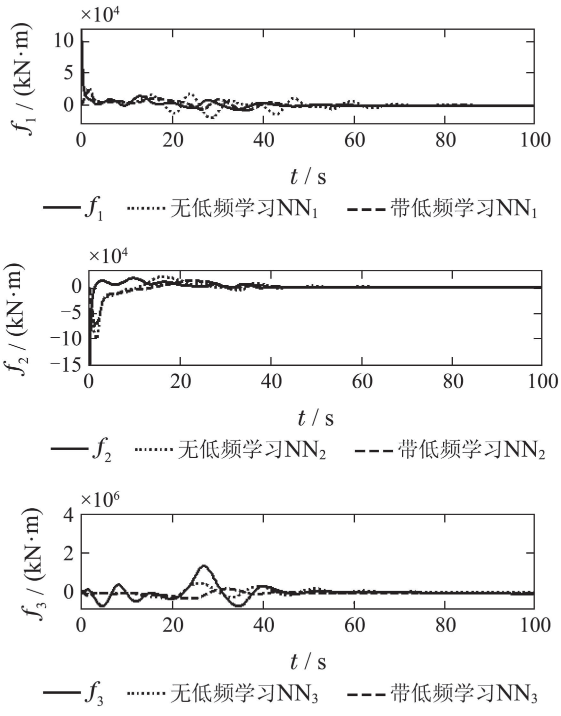



图 5 控制器神经网络逼近比较

Fig. 5 Comparison of controller neural networks learning behaviour

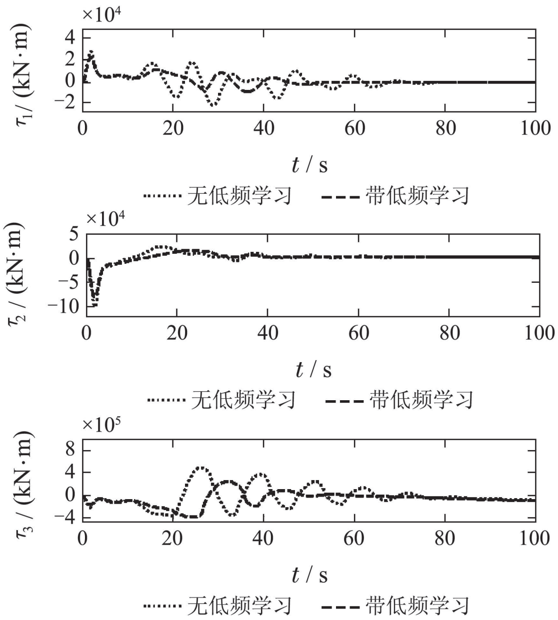



图 6　控制器输出比较

Fig. 6　Comparison of controller outputs

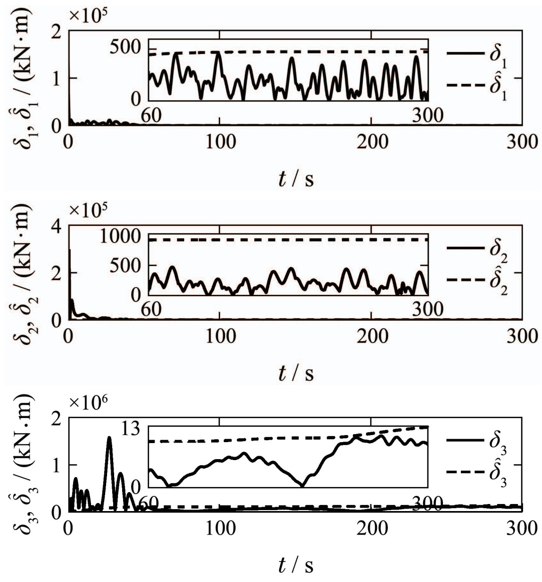



图 7　扰动和神经网络逼近误差的界及其估计值

Fig. 7　Bounds of disturbances and approximation errors and their estimations

图1为大地坐标系下船舶的期望轨迹和采用递归滑模动态面输出反馈的本文算法及文献[11]的常规动态面输出反馈算法驱动船舶航行的实际轨迹. 图2为相同海况下本文算法与常规动态面输出反馈算法的跟踪性能比较(图中纵坐标$e_\eta = \|\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta}_\mathrm{d}\|$为轨迹跟踪位置误差范数). 由图1和图2可以看出, 本文算法在50 s左右即能跟踪上期望轨迹, 而文献[11]算法在80 s之后才能大致跟踪上期望轨迹, 且本文算法相较于文献[11] 算法的跟踪精度也较高, 表明综合考虑误差间相互关系的递归滑模算法在一定程度上提高了轨迹跟踪的速度及精度. 图3为大地坐标系下船舶的期望位置、期望艏摇角和本文算法驱动船舶航行的实际位置、实际艏摇角的历时曲线, 可以看出船舶在50 s左右即可以跟踪上期望圆轨迹; 图4为附体坐标系下船舶的实际前进速度$u$, 横漂速度$v$和艏摇角速度$r$及观测器观测值${}^{\mathrm{obs}}u$, ${}^{\mathrm{obs}}v$, ${}^{\mathrm{obs}}r$的历时曲线, 可以看出所设计观测器可以很好地观测到实际速度向量的每一分量. 为验证低频学习的效果, 图5–6给出了本文算法在无低频学习和带低频学习时的比较曲线. 其中, 图5为控制器RBF神经网络对系统不确定部分的逼近曲线, 可以看出经低频学习后的控制器神经网络在80 s左右基本跟踪上所要逼近的不确定项, 且比不加低频学习的RBF神经网络曲线更加平滑; 图6为本文设计控制器输出, 可以看出经低频学习的神经网络控制律更加光滑合理. 图7为外部环境扰动和控制器神经网络逼近误差的界$\delta_1$, $\delta_2$, $\delta_3$及其估计值$\hat{\delta}_1$, $\hat{\delta}_2$, $\hat{\delta}_3$的历时曲线, 放大从60 s到300 s的跟踪曲线, 可以看出所设计修正泄漏项的自适应律参数选取合适, 能够对外部环境扰动和逼近误差的界进行估计, 补偿未知外部环境扰动和逼近误差, 增强系统鲁棒性.

## 7　结论(Conclusions)

针对三自由度全驱动船舶速度向量不可测的问题, 在船舶模型参数和外部环境扰动均未知的情况下, 本文构造了一种神经网络自适应观测器对船舶速度向量进行观测估计, 引入递归滑模面, 结合RBF神经网络、低频学习思想、动态面技术和鲁棒反演技术, 设计了基于神经网络观测器的船舶轨迹跟踪递归滑模动态面输出反馈控制器. 通过选取合适的李雅普诺夫函数证明了轨迹跟踪船舶闭环系统所有信号的一致最终有界性, 即所设计观测器可以很好地估计轨迹跟踪船舶不可测的速度信息, 所设计控制器可以实现船舶的轨迹跟踪. 最后以一艘供给船舶进行仿真试验, 验证了所设计控制器的有效性, 仿真结果表明, 采用所设计的控制方法, 控制力和力矩光滑合理, 更加符合船舶的实际操作要求, 在工程实际中具有一定的参考价值.

## 参考文献(References):

[1] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 45(10): 1893 – 1899.

[2] DU Jialu, YANG Yang, HU Xin, et al. Control law design of dynamic positioning for ship based on dynamic surface control[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2014, 14(5): 36 – 42.
(杜佳璐, 杨杨, 胡鑫, 等. 基于动态面控制的船舶动力定位控制律设计 [J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(5): 36 – 42.)

[3] YANG Xiaoqian, LI Jian, DONG Yi. A novel non-singular fast terminal sliding mode control of nonlinear systems with uncertain disturbances [J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(6): 772 – 778.
(杨晓骞, 李健, 董毅. 非线性不确定系统的非奇异快速终端滑模控制 [J]. 控制理论与应用, 2016, 33(6): 772 – 778.)

[4] XU Haixiang, QU yang, YU Wenzhao. Inverse optimal tracking control of dynamic positioning vessel [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2017, 57(1): 46 – 54.
(徐海祥, 瞿洋, 余文曌. 船舶动力定位反步逆最优控制 [J]. 大连理工大学学报, 2017, 57(1): 46 – 54.)

[5] XIA G Q, SHAO X C. Adaptive fuzzy control with backstepping for surface ships [C] //*International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. Shenyang, China: IEEE, 2014: 304 – 310.

[6] ZHANG Tianping, SHI Xiaocheng, SHEN Qikun, et al. Adaptive neural-network dynamic surface-control with unmodeled dynamics [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(4): 475 – 481.
(张天平, 施枭铖, 沈启坤, 等. 具有未建模动态的自适应神经网络动态面控制 [J]. 控制理论与应用, 2013, 30(4): 475 – 481.)

[7] FU Tao, WANG Dazhen, GONG Qingzhong, et al. Robot trajectory tracking control of improved neural network adaptive sliding mode control [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2014, 54(5): 523 – 530.
(付涛, 王大镇, 弓清忠, 等. 改进神经网络自适应滑模控制的机器人轨迹跟踪控制 [J]. 大连理工大学学报, 2014, 54(5): 523 – 530.)

[8] HU Hui, LIU Guorong, LIU Dongbo, et al. Output feedback tracking control for a class of uncertain nonlinear MIMO systems using neural network [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(3): 382 – 386.
(胡慧, 刘国荣, 刘洞波, 等. 一类不确定非线性MIMO系统的神经网络输出反馈跟踪控制 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(3): 382 – 386.)

[9] YANG Y, GUO C, DU J L. Robust adaptive NN-based output feedback control for a dynamic positioning ship using DSC approach [J]. *Science China Information Sciences*, 2014, 57(10): 1 – 13.

[10] SUN Guofa, TIAN Yu, WANG Suzhen. Adaptive neural output feedback control for strict feedback nonlinear system [J]. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(3): 375 – 382.
(孙国法, 田宇, 王素珍. 严格反馈非线性系统的自适应神经网络输出反馈控制 [J]. 控制理论与应用, 2017, 34(3): 375 – 382.)

[11] WANG H, WANG D, PENG Z H. Adaptive neural control for cooperative path following of marine surface vehicles: state and output feedback [J]. *International Journal of Systems Science*, 2015, 47(2): 343 – 359.

[12] LIU Xi, SUN Xiuxia, LIU Shuguang, et al. Non-fragile recursive sliding mode dynamic surface control with adaptive neural network [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(10): 1323 – 1328.
(刘希, 孙秀霞, 刘树光, 等. 非脆弱递归滑模动态面自适应神经网络控制 [J]. 控制理论与应用, 2013, 30(10): 1323 – 1328.)

[13] LIU S G, WANG D, LIU X, et al. Adaptive recursive sliding mode dynamic surface control of hypersonic vehicle [C] //*Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Shenyang: IEEE, 2015: 4396 – 4401.

[14] YUCELEN T, HADDAD W M. Low-frequency learning and fast adaptation in model reference adaptive control [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(4): 1080 – 1085.

[15] ZHANG G Q, ZHANG X K. A novel DVS guidance principle and robust adaptive path-following control for underactuated ships using low frequency gain-learning [J]. *ISA Transactions*, 2015, 56: 75 – 85.

[16] POLYCARPOU M M, IOANNOU P A. A robust adaptive nonlinear control design [J]. *Automatica*, 1993, 32(3): 1365 – 1369.

[17] SKJETNE R, FOSSEN T I, KOKOTOVI P V. Adaptive maneuvering, with experiments, for a model ship in a marine control laboratory [J]. *Automatica*, 2005, 41(2): 289 – 298.

[18] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulators [J]. *IEEE Transactions on Robotics & Automation*, 1999, 15(2): 301 – 309.

[19] FOSSEN T I, SAGATUN S I, SØRENSEN A J. Identification of dynamically positioned ships [J]. *Modeling Identification & Control*, 1996, 17(2): 369 – 376.


## 作者简介:


**沈智鹏** (1977–), 男, 博士, 教授, 目前研究方向为载运工具系统非线性控制理论与应用, E-mail: shenbert@dlmu.edu.cn;

**张晓玲** (1993–), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为船舶运动非线性控制理论, E-mail: 928769828@qq.com;

**张　宁** (1979–), 女, 博士, 现做博士后研究工作, 目前研究方向为船舶控制与交互仿真技术, E-mail: jenny@dlmu.edu.cn;

**郭　戈** (1972–), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能交通与网络控制理论与应用, E-mail: guog@dlmu.edu.cn.