

输入受限的非仿射无人帆船航向系统自适应动态面控制

沈智鹏[†], 邹天宇, 郭坦坦

(大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026)

摘要: 针对输入受限和控制方向未知的无人帆船航向控制问题, 考虑系统模型存在动态不确定和未知外界扰动情况, 本文提出一种基于非仿射航向运动数学模型的最小参数自适应递归滑模动态面控制策略. 该策略通过 Taylor 展开方法将非仿射模型转化为具有线性结构的仿射时变系统, 采用最小参数学习(minimal learning parameter, MLP)神经网络逼近无人帆船模型不确定部分, 并利用双曲正切函数处理控制输入饱和现象, 引入 Nussbaum 函数处理系统中未知控制方向问题, 同时综合考虑帆船船摇角速度误差和航向误差之间关系设计递归滑模动态面舵角控制律, 并设计参数自适应律对神经网络逼近误差与复合干扰总和的界进行估计. 选取李雅普诺夫函数证明了所设计控制器能够保证航向闭环系统内所有信号的一致最终有界性. 最后, 基于一艘 12 m 无人帆船进行仿真验证, 结果表明无人帆船航向控制响应速度快, 所设计的控制器能有效地处理模型不确定项和风浪等外界扰动, 具有较强的鲁棒性.

关键词: 无人帆船航向控制; 非仿射模型; 控制方向未知; 输入受限; 递归滑模动态面

引用格式: 沈智鹏, 邹天宇, 郭坦坦. 输入受限的非仿射无人帆船航向系统自适应动态面控制. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1461 – 1468

DOI: 10.7641/CTA.2018.80368

Adaptive dynamic surface control for nonaffine unmanned sailboat course system with input constraint

SHEN Zhi-peng[†], ZOU Tian-yu, GUO Tan-tan

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

Abstract: To solve the course control problem with input saturation and unknown control direction, a minimal learning parameter (MLP) based adaptive recursive sliding-mode dynamic surface course control method is proposed in the presence of the model uncertainties and unknown external disturbances for the unmanned sailboat non-affine course motion model. The non-affine system is first transformed into a time-varying system with a linear structure using the Taylor expansion method. The hyperbolic tangent function is used to handle the input constraint, and the MLP is adopted to approximate the model's uncertain part. The problem of unknown control direction is properly solved by using Nussbaum gain function. Then a recursive sliding-mode dynamic surface rudder control law is designed based on the relationship between yaw angular velocity and course errors. Moreover, the adaptive law is introduced to estimate the boundary value of neural network approximation error and compound disturbances. The application of Lyapunov function proves that all signals of the resulting closed-loop system can be guaranteed the uniformly ultimate boundedness by the proposed controller. The simulation results based on a 12 m unmanned sailboat show that the unmanned sailboat course control response speed is fast, and the design controller has strong robustness against the system model uncertainty, wind, flow, as well as other external disturbances.

Key words: unmanned sailboat course control; non-affine model; unknown control direction; input constraint; recursive sliding-mode dynamic surface

Citation: SHEN Zhipeng, ZOU Tianyu, GUO Tantan. Adaptive dynamic surface control for nonaffine unmanned sailboat course system with input constraint. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(9): 1461 – 1468

收稿日期: 2018-05-18; 录用日期: 2018-11-26.

[†]通信作者. E-mail: shenbert@dlmu.edu.cn; Tel.: +86 13478437961.

本文责任编辑: 贾英民.

国家自然科学基金项目(51579024, 51879027), 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, 51879027), the Natural Science Foundation of Liaoning Province of China (201602072) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (3132016311).

1 引言

传统帆船采用人工操帆,在复杂海况上航行时,可靠性和对风的利用效率相对较差.与之相比,无人帆船使用计算机代替人工操帆,提高操帆效率,同时计算机还能够预测风向、风速等信息.目前,针对无人帆船的研究主要集中于风帆类型的选取、机桨帆配合操纵分析及风帆助航船舶的节能分析,少有研究将重点着眼于帆船运动控制上,这主要是因为帆船运动控制具有强干扰和模型参数不确定的特点.在无人帆船运动控制领域,目前的研究思路倾向于将帆控制和舵控制分设为两个独立的控制器,风帆控制获取最佳推动力,而舵控制实现航向调整^[1].因此,无人帆船航向自动控制引起了国内外学者的关注,其控制的优劣常被作为帆船性能的重要评价指标.

针对无人帆船航向控制问题,许多学者取得了系列研究成果.Emami等^[2]利用PID算法设计了一个2 m小型自主帆船的航向保持控制器,实现了帆船的航向控制.但由于帆船是一种具有强干扰和模型不确定性的时变系统,使得PID控制器受到很大的限制和挑战.考虑时变扰动,文献[3–4]分别采用模糊和神经网络控制方法,设计小型帆船自适应舵实现航向保持.基于模糊控制方法、神经网络的帆船运动控制方法,由于其固有的控制结构,均未考虑帆船动力学模型,故在系统稳定性和控制性能分析等方面存在一定的局限性.Saoud等^[5–6]以三自由度帆船模型为研究对象,忽略横摇对帆船运动过程中产生的偏航影响,利用Backstepping和切换函数设计航向控制器,实现了帆船的航向保持控制.林晓等^[1]针对不含有外界环境扰动的四自由度帆船数学模型,采用反演法设计了帆船航向控制器,实现了无扰动航向保持控制.Wille等^[7]在文献[1]的基础上引入横漂角作为修正项来减小航向控制误差.然而,文献[1]和文献[5–7]的研究均假设帆船数学模型是完全已知的,这与实际工程存在一定差距.

另外,现有关于无人帆船航向控制的研究文献中均未考虑控制舵角输入受限的问题.但是,帆船航行时由于航向舵只能在有限角度范围内工作,如果不对舵角进行输入限制,会严重影响航向系统的稳定性.Chwa^[8]针对具有输入和速度约束的欠驱动船舶,使用动态面技术以模块化的方式有效地进行全局跟踪控制,但未考虑系统含有干扰和模型不确定的问题.文献[9–10]针对存在输入受限和外部环境扰动的船舶,设计反步法进行路径跟踪,并利用神经网络对模型不确定和海洋环境干扰进行了在线逼近.但是,采用神经网络控制算法需要对所有权值进行实时在线学习,大大增加了计算量,且会出现“维数灾难”等问题.为

了避免上述问题,文献[11–12]引用最小参数法逼近模型不确定项,以单参数在线学习代替所有权值在线学习,减少控制器的计算量.文献[8–12]方法所处理系统的控制增益均已知,但帆船模型存在控制增益未知的情况.文献[13–14]分别采用自适应律估计和假设控制增益界已知的方法处理控制增益未知的问题,结合动态面技术设计控制器,并利用双曲正切函数解决了系统输入受限问题.王春晓^[15]引入Nussbaum函数^[21]解决了系统控制增益未知问题.然而,上述文献所采用的常规动态面控制方法,其低通滤波器具有一定的延迟,若仅考虑子系统跟踪误差对控制器参数扰动非常脆弱.刘希等^[16]提出一种递归滑模动态面控制方法考虑各子系统误差间的相互关系,有效解决系统的跟踪控制问题.沈智鹏等^[17]在文献[16]的基础上应用一种非线性增益函数构造递归滑模动态面控制器,有效地提高了船舶轨迹跟踪速度和控制精度.

上述研究成果所涉及到的均是仿射系统,但许多实际工程系统本质上是非仿射形式的.基于模型的非仿射系统控制器设计,由于其控制输入以非线性隐含的方式对系统产生作用,没有仿射中的控制增益的概念,其问题更具有挑战性.为了将基于各模型的非仿射系统在线转换为仿射形式,文献[18–19]利用中值定理将非仿射转换成仿射系统.张强等^[20]利用Taylor展开,给出一种适用于全局的非仿射系统近似方法,实现了对飞行器的良好跟踪.

受到上述研究成果的启发,考虑到目前基于控制增益未知的输入受限非仿射系统控制研究极少,本文则针对此类情况,在无人帆船航向控制中提出一种最小参数学习法自适应递归滑模动态面控制策略.通过在线Taylor展开方法将非仿射航向运动数学模型转化为具有线性结构的仿射时变系统,同时引入双曲正切函数处理控制输入饱和现象,构造辅助系统分析输入饱和对航向误差的影响,利用Nussbaum函数处理系统中未知控制增益问题,并综合考虑帆船艏摇角速度和航向误差间关系设计递归滑模动态面舵角控制律,采用最小参数法逼近模型不确定部分,并设计参数自适应律对干扰总和的界进行估计.最后,基于一艘12 m型无人帆船模型进行仿真研究,验证所设计控制器的有效性.

2 问题描述

文献[1]将帆船分成船帆、船舵、龙骨和船体4部分,结合气体流体动力学理论和机翼理论对各部分进行受力分析,建立了一种四自由度帆船模型,然而该模型未考虑外界干扰,故本文在此基础上增加风和浪等扰动模型,将四自由度帆船运动数学模型表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos \psi - v \sin \psi \cos \varphi, \\ \dot{y} = u \sin \varphi + v \sin \varphi \cos \varphi, \\ \dot{\varphi} = p, \\ \dot{\psi} = r \cos \varphi, \\ \dot{u} = [(-m + Y_{\dot{v}})vr + F_{xk} + F_{xh} + F_{xs} + F_{xr} + \\ \quad X_{wind} + X_{wave}](m - X_{\dot{u}})^{-1}, \\ \dot{v} = [(m - X_{\dot{u}})ur + F_{yk} + F_{yh} + F_{ys} + F_{yr} + \\ \quad Y_{wind} + Y_{wave}](m - Y_{\dot{v}})^{-1}, \\ \dot{p} = [-M_r(\varphi) - M_{xk} - M_{xh} + M_{xs} + M_{xr} - \\ \quad M_{\varphi d}(\dot{\varphi}) + K_{wind} + K_{wave}](I_{xx} - K_{\dot{p}})^{-1}, \\ \dot{r} = [(-X_{\dot{u}} + Y_{\dot{v}})u\nu - M_{zk} - M_{zh} + M_{zs} + \\ \quad M_{zr} - M_{\psi d}(\dot{\psi}) \cos \varphi + N_{wind} + N_{wave}] \cdot \\ \quad (I_{zz} - N_{\dot{r}})^{-1}, \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 和 y 为帆船重心在大地坐标系的实际位置, φ 为横摇角, ψ 为艏摇角, u 为前进速度, v 为横移速度, p 为横摇角速度, r 为艏摇角速度; F_{xs} , F_{ys} , M_{xs} , M_{zs} 为风帆产生的力和力矩, F_{xr} , F_{yr} , M_{xr} , M_{zr} 为船舵产生的力和力矩, F_{xk} , F_{yk} , M_{xk} , M_{zk} 为龙骨产生的力和力矩, F_{xh} , F_{yh} , M_{xh} , M_{zh} 为船体阻尼力和力矩, $M_{\psi d}(\dot{\psi})$ 为艏摇阻尼矩阵, $M_r(\varphi)$ 为静态回复力矩; m 为帆船的质量, I_{xx} 为附体坐标系下 x 轴的附加转动惯量, I_{zz} 为附体坐标系下 z 轴的附加转动惯量, $X_{\dot{u}}$, $Y_{\dot{v}}$, $K_{\dot{p}}$, $N_{\dot{r}}$ 为附体坐标系中的附加质量系数; X_{wind} , Y_{wind} , K_{wind} , N_{wind} 为干扰风作用于帆船的船体产生的流体动力和力矩; X_{wave} , Y_{wave} , K_{wave} , N_{wave} 为海浪干扰产生的力和力矩。

考虑实际控制输入舵角的有界性, 由四自由度帆船运动数学模型(1), 可得帆船非仿射航向运动数学模型如下:

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \cos \varphi, \\ \dot{r} = F[\psi, r, \delta_s, \tau(\delta_r), u, \nu, p, \varphi] + \Delta. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中:

$$F = (I_{zz} - N_{\dot{r}})^{-1} [(-X_{\dot{u}} + Y_{\dot{v}})u\nu - M_{\psi d}(\dot{\psi}) \cos \varphi + M_{zs} + M_{zr} - M_{zk} - M_{zh}];$$

ψ, r 为系统状态变量; δ_s 为帆角; δ_r 为舵角, 即系统实际控制输入量; $\tau(\delta_r)$ 为受执行器饱和约束特性的输出控制量; $\Delta = \frac{N_{wind} + N_{wave}}{I_{zz} - N_{\dot{r}}}$ 即为风浪干扰, 其值未知但有界。为了书写方便, 在不引起歧义的情况下, 省略相关变量的自变量, 如 $F[\psi, r, \delta_s, \tau(\delta_r), u, \nu, p, \varphi]$ 简写为 $F[\tau(\delta_r)]$ 。

饱和受限函数 $\tau(\delta_r)$ 的具体描述如下:

$$\tau(\delta_r) = \text{sat}(\delta_r) = \begin{cases} \text{sgn } \delta_r \tau_M, & |\delta_r| \geq \tau_M, \\ \delta_r, & |\delta_r| < \tau_M, \end{cases} \quad (3)$$

式中 τ_M 为系统中控制器的输出上界值。

为便于帆船航向控制器设计, 将式(2)中的 $F[\tau(\delta_r)]$ 在 $\tau(\delta_r) = \tau_{\xi}(\delta_{r\xi})$ 处进行Taylor展开, 则

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \cos \varphi, \\ \dot{r} = f[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})] + g_r[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})]\tau(\delta_r) + d_f + \Delta, \end{cases} \quad (4)$$

其中: $g_r[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})] = \frac{\partial F}{\partial \tau}|_{\tau=\tau_{\xi}}$ 在域 $\Omega_{\tau(\delta_r)}$ 内为已知且不为零的控制增益; $f[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})] = F[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})] - g_r[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})]\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})$; d_f 为Taylor展开的高阶项; $\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})$ 为鲁棒滑模滤波器的状态, 即

$$\begin{aligned} \dot{\tau}_{\xi}(\delta_{r\xi}) = & \frac{\tau_{\xi}(\delta_{r\xi}) - \tau(\delta_r)}{T_{\xi}} - \frac{\zeta_1[\tau_{\xi}(\delta_{r\xi}) - \tau(\delta_r)]}{\|\tau_{\xi}(\delta_{r\xi}) - \tau(\delta_r)\| + \zeta_2}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: T_{ξ} 为滤波器时间常数, $\zeta_1 > 0$ 和 $\zeta_2 > 0$ 分别为设计的切换增益和调节滑模的切换率, $\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})$ 为 $\tau(\delta_r)$ 的滤波值。

假设1 无人帆船的期望航向 ψ_d 是光滑可导且有界, 其一阶导数 $\dot{\psi}_d$ 和二阶导数 $\ddot{\psi}_d$ 亦是有界的。

假设2 若存在一个正常数 $G_r \geq 0$, 使得函数 $g_r = \frac{\partial F[\tau(\delta_r)]}{\partial \tau}$ 满足条件 $0 < g_r \leq G_r$, g_r 为严格正或严格负, 但正负未知。

一般情况下, 假设1-2在实际情况中均易满足。

注1 本文所提出的Taylor展开在线近似方法(4)是将非仿射形式转化为时变仿射系统。当式(2)进行Taylor展开时, 需利用系统执行器输出 $\tau(\delta_r)$ 的信息, 后续 δ_r 的设计又需要以式(4)的获得为前提, 即存在“代数环”问题。为避免此问题, 本文利用鲁棒滑模滤波器(5)获取 $\tau(\delta_r)$ 预测值 $\tau_{\xi}(\delta_{r\xi})$ 。因此, 由中值定理导出的有限增量定理可知, 当 $\lim \|\tau_{\xi}(\delta_{r\xi}) - \tau(\delta_r)\| = 0$ 时, $\|d_f\|$ 才趋向于0。为了保证式(4)在线全局近似式(2)的准确性, 即 $\|d_f\|$ 足够小, 需使式(5)中的 T_{ξ} 足够小。

系统控制目标: 针对无人帆船非仿射航向运动数学模型(2), 在满足假设1-2的前提下, 利用Taylor展开方法将非仿射系统转化为具有线性结构的仿射时变系统(4), 考虑系统存在模型不确定、控制增益和外部环境扰动均未知且输入受限的情况, 设计一种神经网络最小参数法自适应递归滑模动态面航向控制器, 使帆船航向 ψ 保持在期望航向 ψ_d 上, 并保证闭环系统所有信号一致最终有界, 实现无人帆船的航向控制目标。

3 最小参数自适应递归滑模动态面航向控制器设计

考虑帆船控制舵角输入受限, 且存在模型不确定、控制增益和外部扰动均未知的情况, 将双曲正切函数和Nussbaum函数有机结合, 基于神经网络最小参数学习法和递归滑模动态面技术, 设计带输入受限和控制增益未知的无人帆船自适应航向控制器。

为了便于控制器设计,先给出Nussbaum型函数及与之相关的一个引理.

定义 1 连续函数 $N(\xi) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 被称为是一个 Nussbaum 型函数, 具有下列属性:

$$\lim_{s \rightarrow +\infty} \sup \frac{1}{s} \int_0^s N(\xi) d\xi = +\infty, \\ \lim_{s \rightarrow +\infty} \inf \frac{1}{s} \int_0^s N(\xi) d\xi = -\infty. \quad (6)$$

引理 1 设 $V(\cdot)$ 和 $\xi(\cdot)$ 为定义在 $[0, t_f]$ 上的光滑函数, 其中 $V(t) \geq 0, \forall t \in [0, t_f]$, 且 $N(\cdot)$ 为一光滑 Nussbaum 型函数. 如果式(6)所示不等式成立, 则函数 $\int_0^t g[x(\tau)]N(\xi)\dot{\xi}d\tau, V(t)$ 及 $\xi(t)$ 在 $\forall t \in [0, t_f]$ 必有界.

$$V(t) \leq a_0 + e^{-a_1 t} \int_0^t \{g[x(\tau)]N(\xi) + 1\} \dot{\xi} e^{a_1 \tau} d\tau, \quad (7)$$

其中: a_0 表示某一适当的常数, 常数 $a_1 > 0, g[x(\tau)]$ 为时变参数.

注 2 根据文献[22]的命题2, 若闭环系统有界, 则 $t_f = \infty$.

为使受执行器饱和和约束特性的输出控制量 $\tau(\delta_r)$ 具有非线性光滑特性, 利用双曲正切函数对饱和函数的近似作用, 定义光滑函数 $h(\delta_r)$ 如下:

$$h(\delta_r) = \tau_M \tanh\left(\frac{\delta_r}{\tau_M}\right) = \tau_M \frac{e^{\delta_r/\tau_M} - e^{-\delta_r/\tau_M}}{e^{\delta_r/\tau_M} + e^{-\delta_r/\tau_M}}. \quad (8)$$

引入饱和函数产生的误差函数形式如下:

$$\rho(\delta_r) = \text{sat}(\delta_r) - h(\delta_r), \quad (9)$$

其中 $\rho(\delta_r)$ 为有界函数, 其界限值表示为

$$|\rho(\delta_r)| = |\text{sat}(\delta_r) - h(\delta_r)| \leq \tau_M [1 - \tanh(1)]. \quad (10)$$

结合式(9), 将式(4)变换为

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \cos \varphi, \\ \dot{r} = f[\tau_\xi(\delta_{r\xi})] + g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]h(\delta_r) + \bar{\Delta}, \end{cases} \quad (11)$$

式中 $\bar{\Delta} = \Delta + g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]\rho(\delta_r) + d_f$ 为系统风浪干扰、界限误差及 Taylor 展开的高阶项构成的复合干扰变量.

考虑式(11)中存在未知非线性函数 $f[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]$, 故引进 RBF 神经网络对其进行在线逼近. 对光滑的非线性函数 $f[\tau_\xi(\delta_{r\xi})] : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, 存在一个径向基函数向量 $\mathbf{H}(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^l, \mathbf{W}^* \in \mathbb{R}^l$ 以及理想的神经网络权值矩阵, 使得

$$f[\tau_\xi(\delta_{r\xi})] = \mathbf{W}^{*T} \mathbf{H}(\mathbf{x}) + \varepsilon, \quad (12)$$

其中: $x = [\psi \ r \ \varphi]^T \in \Omega$ 为神经网络的输入, Ω 为 $\mathbb{R}^m$ 上的紧集; $\mathbf{H}(\mathbf{x}) = [h_1(x) \ \cdots \ h_l(x)]^T \in \mathbb{R}^l$ 为神经网络径向基函数向量, $h_l(x)$ 为神经网络的高斯基函数输出, 其表达式为

$$h_l(x) = \exp\left[-\frac{(x - c_j)^T(x - c_j)}{2b_j^2}\right],$$

$b_j > 0$ 为高斯基函数的宽度, j 为神经网络隐含层的第 j 个节点, $j = 1, \dots, l, c_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ c_{j3}]^T$ 为第 j 个隐层神经元的中心点向量值; $\varepsilon \in \mathbb{R}$ 为神经网络的逼近误差, 理想的权值矩阵 $\mathbf{W}^*$ 取在紧集 Ω 内使得 $|\varepsilon|$ 最小的估计值 $\hat{\mathbf{W}}^T$, 定义为

$$\mathbf{W}^* = \arg \min_{\hat{\mathbf{W}} \in \mathbb{R}^l} \left\{ \sup_{x \in \Omega} |f[\tau_\xi(\delta_{r\xi})] - \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{H}(\mathbf{x})| \right\}. \quad (13)$$

理想权重 $\mathbf{W}^*$ 在实际中无法得到, 故用 $\hat{\mathbf{W}}$ 表示其估计值, $\tilde{\mathbf{W}}$ 为估计误差, 即 $\tilde{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{W}} - \mathbf{W}^*$.

但直接采用 RBF 神经网络在线逼近未知不确定项, 所有的权值向量需要实时在线学习, 这样会使得计算量过大, 不易于在船舶控制工程中实践. 为解决神经网络计算量过大的问题, 本文采用最小参数学习法代替神经网络学习算法, 即将神经网络权值 $\hat{\mathbf{W}}^*$ 转化为单参数来调整, 令 $\vartheta = \|\mathbf{W}^*\|^2$, ϑ 为正实数, 取 $\hat{\vartheta}$ 为 ϑ 的估计值, 则估计偏差 $\tilde{\vartheta} = \hat{\vartheta} - \vartheta$.

假设 3 对于所有的 $x \in \Omega$, 理想权值 $\mathbf{W}^*$ 和逼近误差 ε 有界, 即存在正常数 $\mathbf{W}_M$ 和 ε_H , 满足 $\|\mathbf{W}^*\| \leq \mathbf{W}_M, |\varepsilon| \leq \varepsilon_H$.

假设 4 对于无人帆船神经网络最小参数法逼近误差 ε 、复合干扰变量 $\bar{\Delta}$, 存在未知且有界函数 $D > 0$, 使 $|\varepsilon| + |\bar{\Delta}| < D$.

下面将结合递归滑模动态面技术, 对输入受限控制器进行设计.

第1步 考虑帆船航向误差变量, 定义第1个滑模面变量 s_1 为

$$z_1 = \psi - \psi_d, \ s_1 = z_1, \quad (14)$$

其中 ψ_d 表示期望航向.

对式(14)两边关于时间求导得

$$\dot{s}_1 = \dot{z}_1 = r \cos \varphi - \dot{\psi}_d, \quad (15)$$

其中横摇角 $\varphi \in (-\pi/2, \pi/2)$, 则 $\cos \varphi > 0$.

第2步 定义帆船艏摇角速度误差变量 z_2 , 并对 z_2 子系统进行设计:

$$z_2 = r - \theta_1 - e, \quad (16)$$

其中 e 为减小输入受限对系统状态跟踪误差的影响, 帮助控制输入退出饱和而引入的辅助系统状态变量, 设计辅助系统如下:

$$\dot{e} = -k_1 e + \hat{g}_r \rho(\delta_r), \quad (17)$$

其中: $k_1 > 0$ 为设计参数, $\hat{g}_r$ 为未知控制方向 $g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]$ 的估计.

为避免对虚拟控制量直接求导产生“微分爆炸”问题, 根据 Swaroop $D^{[12]}$ 提出的动态面方法, 式(16)引

入新的状态变量 θ_1 作为艏摇角速度 r 的虚拟控制量 α_1

$= -k_2 s_1 + \frac{\dot{\psi}_d}{\cos \varphi} - e$ ($k_2 > 0$)的一阶低通滤波器输出, 其表达式为

$$T\dot{\theta}_1 + \theta_1 = \alpha_1, \quad \theta_1(0) = \alpha_1(0), \quad (18)$$

其中 T 为滤波器时间常数. 用滤波器的 $\dot{\theta}_1$ 代替 $\dot{\alpha}_1$ 项, 避免传统反演法中对虚拟控制量直接求导产生的计算复杂问题, 易于工程实现.

定义闭环系统滤波器中 α_1 的跟踪误差为

$$y_1 = \theta_1 - \alpha_1. \quad (19)$$

根据定义后的帆船艏摇角速度误差变量 z_2 和第1步得到的航向误差变量 s_1 , 综合考虑两者误差间的相互关系, 定义第2个递归滑模面变量 s_2 为

$$s_2 = c_1 s_1 + z_2, \quad (20)$$

其中 c_1 为正的设计参数.

设计无人帆船航向保持舵角控制律为

$$h(\delta_r) = N(\xi)[c_1 \dot{s}_1 + k_1 e + \frac{1}{2} s_2 \hat{\vartheta}^T \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{H}(\mathbf{x}) + k_3 s_2 + s_1 \cos \varphi + \Xi \hat{D} - \dot{\theta}_1], \quad (21)$$

式中: c_1 及 k_3 均为正的设计参数; 选取 $N(\xi) = e^{\xi^2} \cdot \cos[(\pi/2)\xi]$, ξ 为Nussbaum函数变量; $\Xi = \tanh(\frac{s_2}{\chi})$, χ 为正的设计常数; $\hat{D}$ 为 D 的估计值.

设计带有“ σ 修正”的单参数自适应律为

$$\dot{\hat{\vartheta}} = \gamma [\frac{1}{2} s_2^2 \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{H}(\mathbf{x}) - \sigma \hat{\vartheta}], \quad (22)$$

其中 σ 和 γ 均为正的设计参数.

设计未知控制方向的自适应律为

$$\dot{\hat{g}}_r = \eta [s_2 \rho(\delta_r) - \partial(\hat{g}_r - g_r^0)], \quad (23)$$

其中: η 和 ∂ 均为正的设计参数; g_r^0 为 g_r 的先验估计.

设计 ξ 的参数自适应律为

$$\dot{\xi} = s_2 [c_1 \dot{s}_1 + k_1 e + \frac{1}{2} s_2 \hat{\vartheta}^T \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{H}(\mathbf{x}) + k_3 s_2 + s_1 \cos \varphi + \Xi \hat{D} - \dot{\theta}_1]. \quad (24)$$

对神经网络最小参数法逼近误差和复合干扰组成的界变量 D , 设计带 Λ -修正泄露项的自适应律对其进行估计:

$$\dot{\hat{D}} = Q [\Xi s_2 - \Lambda(\hat{D} - D^0)], \quad (25)$$

其中: Q 为正的设计参数; $\Lambda > 0$, 且选取值较小, 以保证 $\hat{D}$ 不会增长到无界; D^0 为 D 的先验估计.

注3 本文引入饱和函数并利用具有光滑特性的双曲正切函数对其进行处理, 可消除因输入饱和导致的执行器失控现象. 为了降低饱和效应, 引入辅助系统补偿由饱和函数引起的非线性项, 减小输入受限对系统状态航向误差的影响. 同时采用Nussbaum型函数处理系统中控制方向未知的问题.

4 系统稳定性分析

为便于分析无人帆船运动控制闭环系统的稳定性, 提出如下定理.

定理1 针对无人帆船非仿射航向运动数学模型(2), 利用Taylor展开方法将非仿射系统转化为具有线性结构的时变仿射系统(4), 在假设1-2成立的情况下, 考虑帆船存在模型不确定、控制增益和外部环境扰动均未知及控制输入受限的情况, 利用最小参数学习法(22)在线逼近模型不确定项, 设计未知控制方向 g_r 的自适应律(23)、参数 ξ 的自适应律(24)和估计外界环境干扰界值的自适应律(25), 在控制律(21)的作用下, 通过设计适当的参数 $c_1, k_1, k_2, k_3, \gamma, \eta, \partial, \sigma, \chi, Q, \Lambda, \zeta_1$ 及 ζ_2 和滤波器时间常数 ρ, T , 可保证无人帆船航向控制系统所有信号的一致最终有界性.

证 选取如下Lyapunov函数:

$$V = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 s_j^2 + \frac{1}{2Q} \tilde{D}^2 + \frac{1}{2\eta} \tilde{g}_r^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\vartheta}^2 + \frac{1}{2} y_1^2, \quad (26)$$

其中: $\tilde{\vartheta} = \hat{\vartheta} - \vartheta$ 为最小参数学习法估计误差变量; $\tilde{D} = \hat{D} - D$ 为神经网络逼近误差和复合干扰变量组成的界估计误差变量.

结合式(12)(19)–(21), 对式(22)关于时间求导得

$$\begin{aligned} \dot{s}_2 &= c_1 \dot{s}_1 + \dot{z}_2 = \\ &= c_1 \dot{s}_1 + \mathbf{W}^{*T} \mathbf{H}(\mathbf{x}) + \varepsilon + g_r [\tau_\xi(\delta_{r\xi})] h(\delta_r) + \\ &\quad \bar{\Delta} - \dot{\theta}_1 + k_1 e - \hat{g}_r \rho(\delta_r). \end{aligned} \quad (27)$$

综合式(15)–(17)(20)–(25)及式(27)对式(26)关于时间求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \sum_{j=1}^2 s_j \dot{s}_j + \frac{1}{Q} \tilde{D} \dot{\tilde{D}} + \frac{1}{\eta} \tilde{g}_r \dot{\tilde{g}}_r + \frac{1}{\gamma} \tilde{\vartheta} \dot{\tilde{\vartheta}} + y_1 \dot{y}_1 \leq \\ &= -(c_1 + k_2) \cos \phi s_1^2 + \cos \phi s_1 y_1 - k_3 s_2^2 + \\ &\quad s_2 \bar{D} - \Xi D s_2 - \Lambda(\hat{D} - D)(\hat{D} - D^0) + \\ &\quad \tilde{g}_r \partial(\hat{g}_r - g_r^0) - \frac{1}{2} s_2^2 \hat{\vartheta}^T \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{H}(\mathbf{x}) + \\ &\quad s_2 \mathbf{W}^{*T} \mathbf{H}(\mathbf{x}) + \frac{1}{2} s_2^2 \tilde{\vartheta}^T \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{H}(\mathbf{x}) - \\ &\quad \sigma \tilde{\vartheta} \dot{\tilde{\vartheta}} + y_1 \dot{y}_1 + \{g_r [\tau_\xi(\delta_{r\xi})] N(\xi) + 1\} \dot{\xi}. \end{aligned} \quad (28)$$

对于式(28)中 $y_1 \dot{y}_1$ 项, 由式(19)可得

$$\dot{y}_1 = \dot{\theta}_1 - \dot{\alpha}_1 = \frac{-y_1}{T} - \dot{\alpha}_1. \quad (29)$$

考虑如下紧集:

$$\begin{aligned} \Pi_d &= \{(\psi_d, \dot{\psi}_d, \ddot{\psi}_d) : |\psi_d|^2 + |\dot{\psi}_d|^2 + |\ddot{\psi}_d|^2 \leq I\}, \\ \Pi_1 &= \{\sum_{j=1}^2 s_j^2 + \frac{1}{Q} \tilde{D}^2 + \frac{1}{\eta} \tilde{g}_r^2 + \frac{1}{\gamma} \tilde{\vartheta}^2 + y_1^2 < 2\Gamma\}, \end{aligned}$$

其中 I, Γ 为任意正常数. 考虑紧集 $\Pi_d \in \mathbb{R}$ 和 $\Pi_1 \in \mathbb{R}$ 紧集, 则 $\Pi_d \times \Pi_1 \in \mathbb{R}$ 也是紧集, 即存在非负连续

函数 $\beta(\cdot)$,使得

$$|\dot{y}_1 + \frac{y_1}{T}| \leq \beta(s_1, s_2, c_1, k_1, k_2, k_3, \hat{\vartheta}, \psi_d, \dot{\psi}_d, \ddot{\psi}_d),$$

且 $\beta(\cdot)$ 在空间 $\Pi_d \times \Pi_1$ 上有最大值. 故

$$y_1 \dot{y}_1 = -\frac{y_1^2}{T} + y_1(\dot{y}_1 + \frac{y_1}{T}) \leq -\frac{y_1^2}{T} + \lambda y_1^2 + \frac{N^2}{4\eta}, \quad (30)$$

其中: $\lambda > 0$, T 为滤波器时间常数.

考虑到

$$s_2^2 \vartheta H^T(x)H(x) + 1 \geq 2s_2 W^{*T}H(x), \quad (31)$$

$$-(\hat{D} - D)(\hat{D} - D^0) \leq -\frac{1}{2}(\hat{D} - D)^2 + \frac{1}{2}(D - D^0)^2, \quad (32)$$

$$-\tilde{\vartheta} \hat{\vartheta} \leq \frac{1}{2}\vartheta^2 - \frac{1}{2}\tilde{\vartheta}^2. \quad (33)$$

应用双曲正切函数性质, 对于 $\chi > 0$, $A \in \mathbb{R}$, 有 $0 \leq |A| - A \tanh(A/\chi) \leq 0.2785\chi$, 故结合式(29)–(33), 式(28)变为

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -[(c_1 + k_2) \cos \phi - \frac{1}{2}]s_1^2 - k_3 s_2^2 - \frac{A}{2}\tilde{D}^2 - \\ & \frac{\partial}{2}\tilde{g}_r^2 - \frac{\sigma}{2}\tilde{\vartheta}^2 - (\frac{1}{T} - \lambda - \frac{1}{2})y_1^2 + 0.2785\chi D + \\ & \frac{A}{2}(D - D^0)^2 + \frac{\partial}{2}(\hat{g}_r - g_r^0)^2 + \frac{\sigma}{2}\vartheta^2 + \\ & \frac{1}{2} + \frac{N^2}{4\lambda} + \{g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]N(\xi) + 1\}\dot{\xi} \leq \\ & -\mu_0 V + \{g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]N(\xi) + 1\}\dot{\xi} + \hbar, \end{aligned} \quad (34)$$

其中:

$$\begin{cases} \mu_0 = \min\{2[(c_1 + k_2) \cos \phi - \frac{1}{2}], 2k_3, \\ \quad Q\Lambda, \eta\partial, \sigma\gamma, 2(\frac{1}{T} - \lambda - \frac{1}{2})\}, \\ \hbar = \frac{A}{2}(D - D^0)^2 + 0.2785\chi D + \\ \quad \frac{\partial}{2}(\hat{g}_r - g_r^0)^2 + \frac{\sigma}{2}\vartheta^2 + \frac{1}{2} + \frac{N^2}{4\lambda}, \end{cases} \quad (35)$$

式中: $c_1 + k_1 > \frac{1}{2\cos\phi}$, $\frac{1}{T} - \lambda - \frac{1}{2} > 0$.

对式(34)两端乘以 $e^{\mu_0 t}$, 则有

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}[V(t)e^{\mu_0 t}] \leq & e^{\mu_0 t} \{g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]N(\xi) + 1\}\dot{\xi} + \hbar e^{\mu_0 t}, \end{aligned} \quad (36)$$

其中 μ_0 为正的设计常数.

设 $\ell = \hbar/\mu_0$, 对式(36)在 $[0, t]$ 上进行积分, 得

$$\begin{aligned} 0 \leq V(t) \leq & \ell + V(0)e^{-\mu_0 t} + e^{-\mu_0 t} \int_0^t \dot{\xi} e^{\mu_0 \tau} d\tau + \end{aligned}$$

$$e^{-\mu_0 t} \int_0^t g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]N(\xi)\dot{\xi} e^{\mu_0 \tau} d\tau. \quad (37)$$

根据式(37)可以由引理1得出结论: 在有限时间 $[0, t_f]$ 内, $V(t)$, ξ , s_1 , s_2 , y_1 , $\hat{g}_r$, $\hat{\vartheta}$ 及 $\hat{D}$ 都是有界的. 因此对参数 c_1 , k_1 , k_2 , k_3 , γ , η , ∂ , σ , χ , Q , Λ , ζ_1 及 ζ_2 和滤波器时间常数 ρ , T 进行适当调整选择, 并且由注2可知, 当 $t_f = \infty$ 时, 得到闭环系统所有信号在定义的紧集内部都是一致最终有界的.

另外, 由于 $|\psi(t)| \leq |s_1(t)| + |\psi_d(t)|$, 根据式(26)和式(34)得

$$|\psi(t)| \leq \sqrt{2(\ell + C) + 2V(0)e^{-\mu_0 t}} + |\psi_d(t)|, \quad (38)$$

其中

$$C = \sup \int_0^t \{g_r[\tau_\xi(\delta_{r\xi})]N(\xi) + 1\}\dot{\xi} e^{-\mu_0(t-\tau)} d\tau.$$

由 μ_0 , $\hbar$ 及 ℓ 的定义可知, 可以通过选取适当的设计参数 c_1 , k_1 , k_2 , k_3 , γ , η , ∂ , σ , χ , Q , Λ , ζ_1 及 ζ_2 和滤波器时间常数 ρ , T , 使得 ℓ 尽可能小, 从而使得 $\varpi > \sqrt{2(\ell + C)}$ 尽可能小. 因此, 存在一个任意常数 $v > 0$, 使得对于所有的 $t \geq v$, 都有 $s_1(t) \leq \varpi$, 从而

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |s_1(t)| \leq \varpi$$

成立. 即, 通过选取适当控制器参数而使得航向误差 $s_1 = \psi - \psi_d$ 尽量小, 可以实现无人帆船高精度的航向控制.

5 仿真研究

为验证所设计航向控制器的有效性, 本节以文献[1]中的一艘帆船作为对象进行仿真试验. 船长 $L = 12$ m, 船宽 $B = 3.21$ m, 质量 $m = 2.59 \times 10^4$ kg, 其他参数 $I_{zz} = 24760$ kg·m², $I_{xx} = 1.3369 \times 10^5$ kg·m², $N_{\dot{r}} = -10165$ kg·m², $K_{\dot{p}} = -1065$, $X_{\dot{u}} = -970$, $Y_{\dot{v}} = -17430$. 详细参数见文献[1].

在仿真过程中, 假设吃水 $T_d = 2.15$ m, 浪的有义波高 $h = 2.75$ m, 遭遇频率 $\omega_e = 0.65$ Hz. 设定真实风向角 $\alpha_{tw} = 110^\circ$, 风速 $v_{tw} = 9$ m/s, 初始船速 $v_0 = 2$ m/s, 初始航向 $\psi(0) = 0^\circ$, 期望航向 ψ_d 的变化范围为 $-20^\circ \sim 45^\circ$. 为达到跟踪期望航向的良好效果, 将 ψ_d 通过参考模型 $G(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2}$ 得到光滑的期望航向输入信号 ψ_c , 其中: $\omega_n = 1$, $\xi = 0.8$.

控制器参数为 $c_1 = 0.8$, $k_1 = 20$, $k_2 = 8$, $k_3 = 1$, $\gamma = 8$, $\sigma = 1 \times 10^{-5}$, $\eta = 1$, $\chi = 2$, $Q = 8$, $\partial = 0.1$, $\Lambda = 1 \times 10^{-4}$, $g_r^0 = 0.01$, $D^0 = 0.01$, $T = 0.045$, $T_\xi = 0.008$, $\zeta_1 = 15$, $\zeta_2 = 0.15$. 设定无人帆船舵角偏转的幅度范围为 $\pm 30^\circ$.

为了验证本文算法的有效性, 将本文算法(记为方法1, 其中: ψ 代表实际航向, ψ_e 代表实际航向误差, $h(\delta_r)$ 代表控制器输出)与采用饱和函数但未采取任何

补偿策略的方法(记为方法2, 其中: ψ_s 代表实际航向, ψ_{es} 代表实际航向误差, $S(\delta_r)$ 代表控制器输出)进行对比试验. 在进行帆船航向控制的同时, 帆角的操作采用文献[23]的操帆规则进行控制. 仿真结果如图1–5所示.

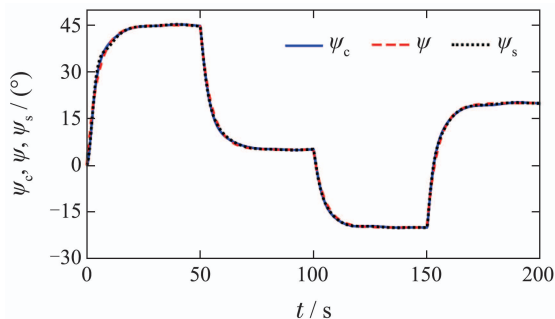


图1 航向历时曲线

Fig. 1 Curves of course

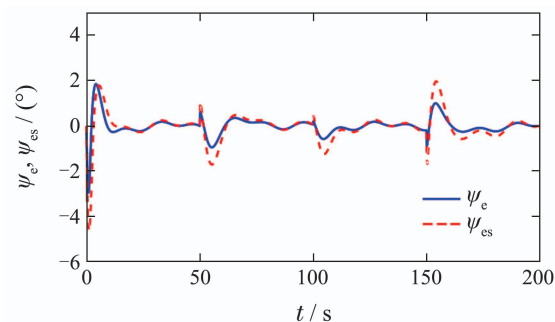


图2 航向误差历时曲线

Fig. 2 Curves of course error

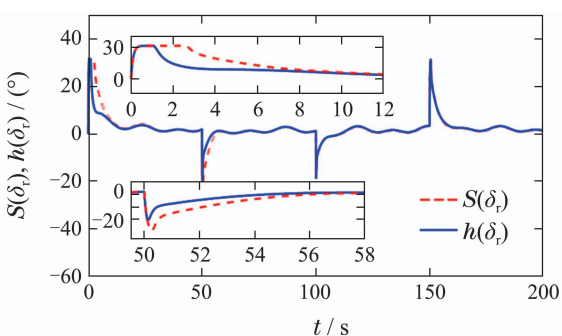


图3 控制器输出历时曲线

Fig. 3 Curve of controller output

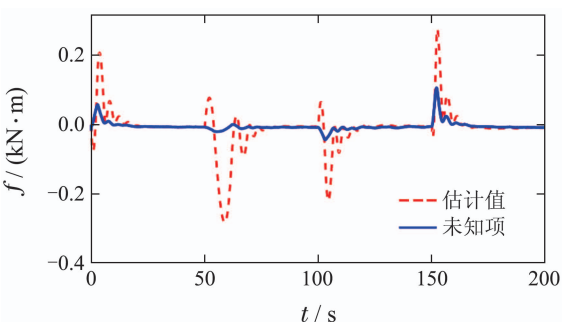


图4 神经网络逼近历时曲线

Fig. 4 Curves of learning behavior of neural networks

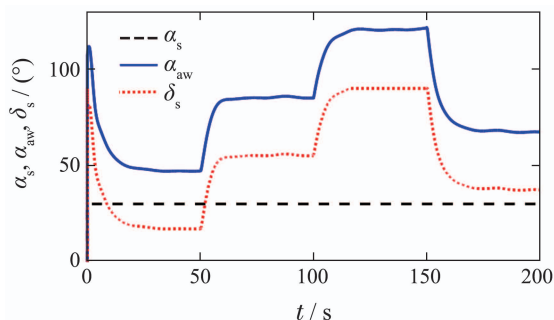


图5 相对风向角、帆角和攻角历时曲线

Fig. 5 Curves of the apparent wind angle, the angle of attack and the sail angle

图1表示在真实风浪扰动作用下的变航向控制曲线, 结合图2的航向误差曲线可以得出, 本文所提的方法相较于方法2航向误差较小, 波动较平缓, 在航向改变较大的情况下具有较高的控制精度. 图3为控制器输出舵角曲线图, $h(\delta_r)$ 表示本文采用双曲正切函数并引入辅助系统补偿后的执行器输出曲线, 方法2表示采用饱和函数但未采取任何补偿策略的执行器输出曲线. 由图3仿真效果可以看出, 方法2受饱和和效应影响持续震荡到12 s左右, 相较于方法1中6 s左右恢复理想状态的波动时间较长, 振荡幅值较大. 说明本文设计的带有限制函数和补偿策略的执行器输入能有效处理控制输入饱和问题, 并且有助于饱和出现后轨迹跟踪误差的收敛. 图4为采用最小参数法的逼近曲线, 由于变航向控制, 有一定的调节过程, 在大约15 s后神经网络基本跟踪上所要逼近的不确定项 f , 从图4神经网络逼近效果可知, 逼近过程存在一定的逼近误差, 设计带有 Λ -修正泄露项的自适应律对神经网络逼近误差及复合干扰的总和的界值进行估计. 图5为相对风向角、攻角和帆角三者关系曲线图, 不断调整帆角使风帆处于最佳攻角位置, 大约30°左右, 此时帆船受到风的有效推力最大, 最佳攻角对航向控制有一定的辅助作用. 以上仿真结果表明所设计航向控制器实现了良好的航向控制性能, 对外界干扰具有较强的鲁棒性.

6 结论

本文针对基于非仿射航向运动数学模型的输入受限无人帆船, 研究了无人帆船的航向控制问题, 设计了一种最小参数学习法自适应递归滑模动态面控制策略. 利用Taylor展开方法将非仿射模型转化为具有线性结构的仿射时变系统, 采用最小参数法逼近模型不确定部分, 引入Nussbaum函数解决系统中控制增益未知及可能存在的控制器奇异值问题, 构造辅助系统补偿了输入饱和和对跟踪误差的影响, 同时综合考虑帆船摇角速度和航向误差间关系设计递归滑模动态面舵角控制律, 克服了传统动态面方法对其低通滤波器时间常数摄动脆弱的缺点, 并设计参数自适应律

对干扰总和的界进行估计。

另外, 本文对帆船的舵角和帆角是分别进行控制器设计的, 考虑帆船整体操纵特性, 采用舵帆联合优化控制, 将是下一阶段的研究重点。

参考文献:

- [1] XIAO L, JOUFFROY J. Modeling and nonlinear heading control of sailing yachts. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2014, 39(2): 256 – 268.
- [2] EMAMI T, HARTNETT R J, WATKINS J M. Estimate of discrete-time PID controller parameters for H-infinity complementary sensitivity design: Autonomous sailboat applocation. *Amercian Control Conference*. Washington, DC, USA: IEEE, 2013: 1795 – 1801.
- [3] GE Yan, MENG Qingchun, ZHANG Wen, et al. Research on fuzzy adaptive control method of a sailboat. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2005, 37(12): 1658 – 1660.
(葛艳, 孟庆春, 张文, 等. 帆船的模糊自适应控制方法研究. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(12): 1658 – 1660.)
- [4] YANG Chengen, BI Yingjun. Application of a neural network adaptive autopilot for a yacht. *Shipbuilding of China*, 2004, 45(1): 25 – 32.
(杨承恩, 毕英君. 用神经网络控制器对小型帆船的航向控制. 中国造船, 2004, 45(1): 25 – 32.)
- [5] SAOUD H, HUA M D, PLUMET F, et al. Routing and course control of an autonomous sailboat. *2015 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*. Lincoln, UK: IEEE, 2015: 334 – 339.
- [6] SAOUD H, HUA M D, PLUMET F, et al. Modeling and control design of a robotic sailboat. *International Robotic Sailing Conference*. Switzerland: Springer, 2013: 95 – 110.
- [7] WILLE K L, HASSANI V, SPRENGER F. Modeling and course control of sailboats. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49(23): 532 – 539.
- [8] CHWA D. Global tracking control of underactuated ships with input and velocity constraints using dynamic surface control method. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(6): 1357 – 1370.
- [9] ZHENG Z, FEROSKHAN M. Path following of a surface vessel with prescribed performance in the presence of input saturation and external disturbances. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(6): 2564 – 2575.
- [10] FU Mingyu, YU Lingling, JIAO Jianfang, et al. Formation control of autonomous surface vessels with saturation constraint. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(5): 663 – 670.
(付明玉, 余玲玲, 焦建芳, 等. 控制饱和和约束下的自主水面船编队. 控制理论与应用, 2017, 34(5): 663 – 670.)
- [11] LIU Cheng, LI Tieshan, CHEN Naxin. Dynamic surface control and minimal learning parameter (DSC-MLP) design of a ship's autopilot with rudder dynamics. *Journal of Harbin Engineering University*, 2012, 33(1): 9 – 14.
(刘程, 李铁山, 陈纳新. 带有舵机特性的船舶航向自动舵DSC-MLP设计. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(1): 9 – 14.)
- [12] SHEN Zhipeng, WANG Ru. Adaptive sliding mode trajectory tracking control of underactuated ship based on DSC-MLP. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(3): 643 – 651.
(沈智鹏, 王茹. 基于DSC和MLP的欠驱动船舶自适应滑模轨迹跟踪控制. 系统工程与电子技术, 2018, 40(3): 643 – 651.)
- [13] DU J, HU X, SUN Y. Adaptive robust nonlinear control design for course tracking of ships subject to external disturbances and input saturation. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2017, PP(99): 1 – 10.
- [14] MA J, ZHENG Z, PENG L. Adaptive dynamic surface control of a class of nonlinear systems with unknown direction control gains and input saturation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(4): 728 – 741.
- [15] WANG Chunxiao, WU Yuqiang. Robust adaptive tracking control for full state-constrained nonlinear systems with unknown control direction. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(2): 153 – 161.
(王春晓, 武玉强. 控制方向未知的全状态约束非线性系统的鲁棒自适应跟踪控制. 控制理论与应用, 2018, 35(2): 153 – 161.)
- [16] LIU Xi, SUN Xiuxia, LIU Shuguang, et al. Non-fragile recursive sliding mode dynamic surface control with adaptive neural network. *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. 控制理论与应用, 2013, 30(10): 1323 – 1328.)
- [17] SHEN Zhipeng, ZHANG Xiaoling. Recursive sliding-mode dynamic surface adaptive control for ship trajectory tracking with nonlinear gains. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(10): 1833 – 1841.
(沈智鹏, 张晓玲. 基于非线性增益递归滑模的船舶轨迹跟踪动态面自适应控制. 自动化学报, 2018, 44(10): 1833 – 1841.)
- [18] CHEN M, GE S S. Direct adaptive neural control for a class of uncertain nonaffine nonlinear systems based on disturbance observer. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2013, 43(4): 1213 – 1225.
- [19] CHEN L S, WANG Q. Adaptive robust control for a class of uncertain MIMO non-affine nonlinear systems. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2016, 3(1): 105 – 112.
- [20] ZHANG Qiang, YUAN Zhugang, XU Dezhi. Second order dynamic terminal sliding mode control for a class of nonaffine nonlinear systems with input constraint. *Control and Decision*, 2016, 31(9): 1537 – 1545.
(张强, 袁铸钢, 许德智. 一类输入受限的不确定非仿射非线性系统二阶动态terminal滑模控制. 控制与决策, 2016, 31(9): 1537 – 1545.)
- [21] NUSSBAUM R D. Some remarks on a conjecture in parameter adaptive control. *Systems & Control Letters*, 1983, 3(5): 201 – 210.
- [22] RYAN E P. A universal adaptive stabilizer for a class of nonlinear systems. *Systems & Control Letters*, 1991, 16(3): 209 – 218.
- [23] CORNO M, FORMENTIN S, SAVARESI S M. Data-driven online speed optimization in autonomous sailboats. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(3): 762 – 771.

作者简介:

沈智鹏 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;

邹天宇 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: 3331204591@qq.com;

郭坦坦 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: 979177810@qq.com.