



## 基于自适应神经模糊推理系统的船舶航向自抗扰控制

秦贝贝, 陈增强, 孙明玮, 孙青林

引用本文:

秦贝贝, 陈增强, 孙明玮, 等. 基于自适应神经模糊推理系统的船舶航向自抗扰控制[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 255–263.  
QIN Beibei, CHEN Zengqiang, SUN Mingwei, et al. Active disturbance rejection control of ship course based on adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(2): 255–263.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809047>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于大变异遗传算法进行参数优化整定的负荷频率自抗扰控制

Active disturbance rejection control of load frequency based on big probability variation's genetic algorithm for parameter optimization

智能系统学报. 2020, 15(1): 41–49 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201906026>

### 一种新型控制方法——自抗扰控制技术及其工程应用综述

Overview of a novel control method: active disturbance rejection control technology and its practical applications

智能系统学报. 2018, 13(6): 865–877 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711029>

### GBF-CMAC和滑模控制的柔性结构系统控制

Flexible plant system control based on GBF-CMAC and sliding mode control

智能系统学报. 2018, 13(5): 791–798 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706066>

### 一阶惯性大时滞系统Smith预估自抗扰控制

Smith prediction and active disturbance rejection control for first-order inertial systems with long time-delay

智能系统学报. 2018, 13(4): 500–508 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201705031>

### 磁通切换型定子永磁电机的建模与线性自抗扰控制

Modeling and linear active-disturbance-rejection control of flux-switching stator permanent magnet motor

智能系统学报. 2018, 13(3): 339–345 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201707028>

### 欠驱动AUV全局无抖振滑模轨迹跟踪控制

Global chattering-free sliding mode trajectory tracking control of underactuated autonomous underwater vehicles

智能系统学报. 2016, 11(2): 200–207 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201512015>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201809047

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20190828.1821.014.html>

# 基于自适应神经模糊推理系统的船舶航向自抗扰控制

秦贝贝<sup>1</sup>, 陈增强<sup>1,2</sup>, 孙明玮<sup>1</sup>, 孙青林<sup>1</sup>

(1. 南开大学 人工智能学院, 天津 300350; 2. 天津市智能机器人重点实验室, 天津 300350)

**摘 要:** 在实际的船舶航向控制中, 航向系统在受到外界风浪干扰时表现出的模型非线性和参数不确定性, 为航向控制器的设计带来了困难。针对该问题, 设计了常规的线性自抗扰控制器和两种在线学习的自抗扰控制器。利用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 实现自抗扰控制器参数的在线调整, 设计了自适应 PD 的自抗扰控制器和自适应扩张状态观测器 (ESO) 的自抗扰控制器; 分别在船舶受到外界扰动和参数摄动的两种情况下进行了仿真, 仿真表明自适应自抗扰控制器控制效果更好, 抗扰能力更强, 表现出较强的鲁棒性。

**关键词:** 航向控制; 自适应神经模糊推理系统 (ANFIS); 自适应自抗扰控制器; 野本 (Nomoto) 模型; 线性自抗扰控制 (LADRC); 非线性系统; 梯度下降法; 参数学习

中图分类号: TP272 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2020)02-0255-09

中文引用格式: 秦贝贝, 陈增强, 孙明玮, 等. 基于自适应神经模糊推理系统的船舶航向自抗扰控制 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 255-263.

英文引用格式: QIN Beibei, CHEN Zengqiang, SUN Mingwei, et al. Active disturbance rejection control of ship course based on adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(2): 255-263.

## Active disturbance rejection control of ship course based on adaptive-network-based fuzzy inference system

QIN Beibei<sup>1</sup>, CHEN Zengqiang<sup>1,2</sup>, SUN Mingwei<sup>1</sup>, SUN Qinglin<sup>1</sup>

(1. College of Artificial Intelligence, Nankai University, Tianjin 300350, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Robotics of Tianjin, Tianjin 300350, China)

**Abstract:** In actual ship course control, the model nonlinearity and parameter uncertainty of the course system when disturbed by external wind and waves bring difficulties to the design of a course controller. To solve this problem, we designed a conventional linear active disturbance rejection controller (ADRC) and two online learning ADRCs. The adaptive-network-based fuzzy inference system is used to achieve the online adjustment of the parameters of the ADRC. Moreover, the ADRCs for adaptive PD and adaptive extended state observer are designed. The simulation results show that the adaptive ADRCs have a good control effect, strong anti-interference capability, and strong robustness when the ship is subjected to external disturbance and parameter perturbation.

**Keywords:** course control; adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS); adaptive active disturbance rejection controller; Nomoto model; linear active disturbance rejection control (LADRC); nonlinear system; gradient descent method; parameter learning

自 20 世纪 20 年代 PID 控制律应用于船舶航向控制以来, 出于航行安全、节能, 进一步解放船员劳动力的考虑, 航向控制一直受到人们的高度

重视。航运业承担着约 90% 的国际贸易数额, 人们对于其经济性和安全性关注度越来越高, 因此对大型船舶航向控制的研究和分析有非常重要的意义<sup>[1]</sup>。船舶的系统参数会受到船舶装载状态、船速、外界干扰等的影响, 使船舶运动表现出系统参数不确定性和外部扰动不确定性, 因此, 研

收稿日期: 2018-10-09. 网络出版日期: 2019-08-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61973175, 61973172).

通信作者: 陈增强. E-mail: [chenzq@nankai.edu.cn](mailto:chenzq@nankai.edu.cn).

究船舶航向的控制具有重要的意义<sup>[2]</sup>。

船舶航向的控制问题即令船舶航向跟踪上设定值实质上包含两部分内容：一是当船舶在目标航向上受到扰动时，舵角改变量应尽量小以减少燃料损耗；二是当航向设定值改变时，船舶航向可以快速准确地跟踪上新的设定值<sup>[3]</sup>。为了达到这两个目标，近年来国内外的研究者们提出了众多的控制方法应用到船舶自动舵的设计中，大致可以分为 3 类：早期的经典 PID 控制，上世纪 70 年代出现的自适应控制和现在应用较多的智能控制。文献 [4] 针对船舶运动模型中的参数不确定性和外扰不确定性的问题，将 PID 与补偿控制相结合，提出了一种船舶航向鲁棒 PID 型自动舵；文献 [3,5] 借鉴反步法的思想，设计了船舶航向控制器；文献 [6] 考虑到船舶所受外扰的不确定性和舵机舵角的实际物理约束，设计了自适应鲁棒控制器，引入动态面简化控制器计算；文献 [7] 首次将系统状态和控制输入由平面输出和它的导数表示，结合滑模控制和微分平坦的特点设计了有效的航向控制器；文献 [8] 对于船舶航向保持问题提出了基于特征值分解的自适应滑模控制器；文献 [9] 将模糊神经网络与内模控制相结合设计了航向控制器。到目前为止，已经有多种方法用于航向控制，并且取得了不错的控制效果；但由于上述大多数算法结构复杂，计算量大，对模型要求较高等原因，不易于工程实现。

韩京清教授提出自抗扰控制后<sup>[10]</sup>，自抗扰控制技术凭借其鲁棒性强、易于理解、结构简单且不依赖于模型等特点受到了国内外学者的广泛关注<sup>[11]</sup>，理论证明的结果也层出不穷<sup>[12]</sup>。ADRC 凭借其结构简单、鲁棒性强也被应用于船舶控制中。文献 [13] 将自抗扰控制技术应用于航向控制，仿真表明该控制器具有良好的适应能力；文献 [14] 基于船舶非线性 Bech 模型设计了高阶 ADRC 控制器。通过对已有自抗扰控制航向的相关文献学习发现，目前在船舶自动舵设计中的参数大多都是在初始设计时给定，因此当船舶受到较大的扰动或者船舶航行状态发生较大改变时，难以达到较好的控制效果。

受到上述不同控制方法所具有的不同特点的启发，考虑到船舶航向系统具有不确定性和非线性特点，本文针对船舶模型非线性、时变的特点设计了一个线性自抗扰 (LADRC) 控制器。为了解决被控对象受到环境等影响变化范围大从而恶化控制效果的问题，进一步提高控制器的鲁棒性，引入了自适应 ESO 和自适应 PD 的概念，利用 ANFIS 实现参数的在线调整，设计了一种自适

应新型航向控制器，与固定参数的控制器进行对比，观察其在风、浪等环境扰动和载重变化等引起的参数摄动下的控制效果。

## 1 船舶航向控制模型

常规水面船舶的主要操纵设备为螺旋桨和舵机，螺旋桨产生推进力用来控制船舶的前进速度，舵机产生舵角来保持和改变船首方向。

图 1 中，船舶的实时航向  $\psi$  可以通过设备直接测得，航向的设定值  $\psi_r$  由用户给出，船舶航向控制即设计控制器跟踪航向设定值。船舶受到的风浪扰动作用可折合成等效舵角进行数学模拟，考虑舵机特性，与实际舵角  $\delta$  一同进入船舶模型。其中船舶航行过程中受到的浪、流干扰及产生的参数摄动都会为控制器的设计带来一定的困难。

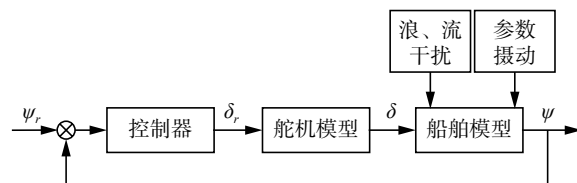


图 1 船舶航向控制示意

Fig. 1 Schematic diagram of ship course control

### 1.1 航向控制的简化模型

船舶模型具有大惯性、大时滞的特点，且其操舵机构能量有限，可提供的舵角变化速度通常较低，为  $|\dot{\delta}| \leq 3 \sim 6 (^{\circ})/s$ ，因此船舶运动具有低频特性。在船舶自动舵的设计中，一阶响应模型即野本 (Nomoto) 方程<sup>[15]</sup>被广泛采用，它最早是由野本采用类比建模法从简单力学意义上得出的。为

$$T\dot{r} + r = K\delta \quad (1)$$

式中： $r = \dot{\psi}$  为船舶转首角速度； $\psi$  为航向角； $\delta$  为舵机舵角； $K$  和  $T$  为船舶操纵性指数。

实际航向中，船舶纵向速度的变化和流体动力的非线性特性都会使船舶的操舵响应呈现出非线性，非线性的影响通过引入非线性项  $\alpha r^3$  实现，即

$$T\dot{r} + r + \alpha r^3 = K\delta \quad (2)$$

其中， $\alpha$  为非线性系数。

从而可得船舶航向的非线性响应模型为

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \\ \dot{r} = -\frac{1}{T}r - \frac{\alpha}{T}r^3 + \frac{K}{T}\delta \end{cases} \quad (3)$$

为了更具一般性，同时考虑外部扰动，通常将式 (3) 写为

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \\ \dot{r} = f(r) + w(t) + b\delta \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $b$  为控制增益;  $w(t)$  为外部扰动;  $f(r)$  为系统的内部扰动, 即未建模动态。

### 1.2 舵机特性

船舶方向的保持和改变主要是通过合理操作舵机实现的。舵机是一个动态系统, 受实际物理条件的制约, 有最大操舵角和最大操舵角速度的限制, 目前应用较多的为一阶惯性模型, 表达式为

$$\dot{\delta} = K_E(\delta_r - \delta)/T_E \quad (5)$$

式中:  $K_E$  为舵机控制增益, 一般取为 1;  $T_E$  为舵机时间常数;  $\delta$  为实际舵角;  $\delta_r$  为命令舵角。

结合式 (4) 和式 (5), 考虑舵机特性的船舶航向控制系统的非线性响应数学模型可以表示为

$$\begin{cases} \dot{\psi} = r \\ \dot{r} = f(r) + w(r) + b\delta \\ \dot{\delta} = K_E(\delta_r - \delta)/T_E \end{cases} \quad (6)$$

### 1.3 船舶运动干扰

船舶在运动中会受到多种环境干扰, 大致可分为 3 类:

1) 船舶航行时的载重、航行速度、吃水深度等的变化, 会造成船舶的水动力系数发生改变, 这种扰动为系统内部不确定性, 表现为系统的参数摄动, 很难计算。

2) 船舶在航行过程中总是存在风、浪、流等外界干扰, 表现为干扰力和干扰力矩, 是不可测的, 但可以通过一些器件进行模拟, 设计控制器时应予以考虑。

3) 船舶航行时电源和油源的波动和测量噪声的存在, 其属于低频干扰, 影响相对小得多, 设计控制器时不予考虑。

## 2 基于 ADRC 的船舶航向控制器设计

高志强教授与韩京清研究员长期合作, 在深刻理解抗扰思想、深入分析和思考控制问题本质的基础上, 提出了频率尺度这一与工程应用紧密相关的概念, 将 ADRC 参数与控制器和观测器的带宽相关联, 解决了传统 ADRC 技术参数整定困难的问题, 简化了参数的整定过程<sup>[16]</sup>。线性 ADRC 由 3 部分组成, 分别为跟踪微分器 (TD)、线性扩张状态观测器 (LESO) 和线性误差反馈控制律 (LSEF)。其中, 在某些情况下, TD 的设计步骤可以省略, 更加简化了 LADRC 的控制结构。

### 2.1 船舶航向控制器设计

为了使设计简单, 设计控制器时把船舶和舵机看作一个整体, 将舵机特性作为航向控制系统的扰动, 利用线性扩张状态观测器 (LESO) 进行观测, 控制系统的结构框图如图 2 所示。

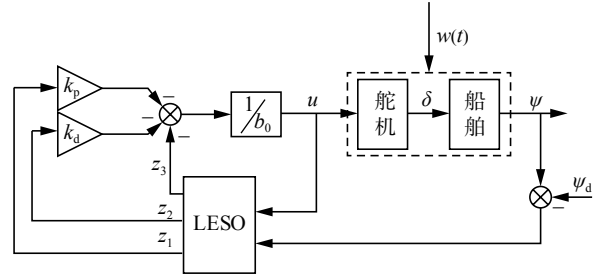


图 2 船舶航向自抗扰控制结构

Fig. 2 Structure of ADRC control for ship course

控制目标是求得控制舵角  $\delta$ , 使  $\psi \rightarrow \psi_r$ 。在航向改变过程中, 使用二阶滤波器进行柔化, 用滤波后的期望航向  $\psi_d$  代替变化剧烈的设定信号  $\psi_r$ , 有

$$\frac{\psi_d}{\psi_r} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (7)$$

式中:  $\xi$ 、 $\omega_n$  为设计参数;  $\xi$  越大,  $\psi_d$  变化越平缓。

当期望的航向角信号  $\psi_d$  未被噪声污染时, 可以省略跟踪微分器, 把对系统的跟踪控制改变为系统的镇定控制问题。为了直观, 将系统写为

$$\begin{cases} y = \psi - \psi_d \\ \dot{y} = y_1 \\ \dot{y}_1 = f + bu \\ f = -\frac{1}{T}r - \frac{\alpha}{T}r^3 - \ddot{\psi}_d; b = \frac{K}{T}; u = \delta \end{cases} \quad (8)$$

控制器的控制目标为:  $y \rightarrow 0, \dot{y} \rightarrow 0$ 。

则式 (8) 的线性 ESO 可设计为

$$\begin{cases} e_0 = z_1 - y \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_{01}e_0 \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_{02}e_0 + b_0u \\ \dot{z}_3 = -\beta_{03}e_0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $[\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}] = [3\omega_o, 3\omega_o^2, \omega_o^3]$ ,  $\omega_o$  为 ESO 带宽。带宽越大, 观测器的估计能力就越强, 但对输入噪声也更为敏感。因此在实际控制应用中, 观测器带宽需要根据实际“总扰动”的大小合理选择。

误差反馈律采用线性 PD 组合, 得到误差反馈控制律为

$$\begin{cases} u_0 = -(k_p e + k_d \dot{e}) = -k_p z_1 - k_d z_2 \\ u = \frac{u_0 - z_3}{b_0} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $[k_p, k_d] = [\omega_c^2, 2\omega_c]$ ,  $\omega_c$  为控制器带宽。

### 2.2 自适应神经模糊推理系统

自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 是由 J-S R Jang 提出的一种基于 T-S 模型的自适应神经模糊推理系统。该系统将神经网络与模糊推理结合, 根据输入-输出对的信息, 采用混合算法可以自动产生 if-then 规则, 实现隶属度函数的在线调整。

ANFIS 通过对未知函数训练集样本的聚类分析可近似未知函数, 还可用于模式识别, 分类问题, 过程控制等。ANFIS 的典型结构如图 3<sup>[17-18]</sup>。

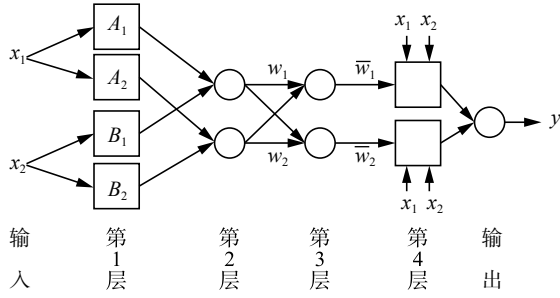


图 3 ANFIS 的典型结构  
Fig. 3 Typical structure of ANFIS

图 3 中给出的是一个 MISO 系统, 其中  $x_1, x_2$  是系统的输入,  $y$  为推理输出。该系统可被视为一个 5 层的网络, 其中方形结点表示自适应结点, 该结点内包含参数并且参数是可变的; 圆形结点代表固定结点, 不包含参数。对整个系统来说, 可调整参数集是自适应结点参数集的并集, 其中第 1 层参数被称为前提参数, 第 4 层参数被称为结论参数。网络参数的学习根据实际工作的需要可以采取不同的方法: 梯度下降与最小二乘的混合算法、递推最小二乘、仅使用梯度下降法等。在本文的设计中, 采用第 3 种方法实现参数的学习。

### 2.3 基于 ANFIS 的自适应 ADRC 控制器设计

为了解决被控对象变化范围大而快使得控制效果变差的问题, 进一步提高 ADRC 的鲁棒性, 利用 ANFIS 网络分别实现 ESO 带宽  $\omega_o$  和线性误差反馈律 PD 参数  $[k_p, k_d]$  的在线调整, 设计了改进的 ADRC 控制策略<sup>[19]</sup>, 控制结构图如图 4 所示。

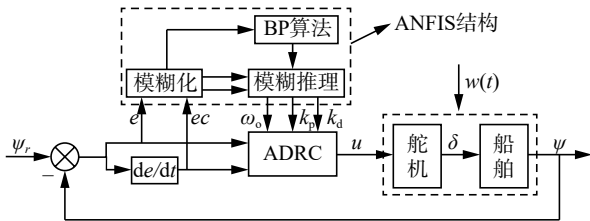


图 4 ANFIS-ADRC 结构  
Fig. 4 Diagram of ANFIS-ADRC

为了实现控制器所期望的功能, 设计了两个 ANFIS 系统, 每一个系统都是一个 5 层的前馈神经网络: 输入层变量都选为 2 个, 分别为航向误差  $e = \psi - \psi_d$  和航向误差变化率  $de = \dot{e}$ ; 每个变量语言值个数为 5, 为 {NB, NS, ZE, PS, PB}; 隶属度函数选择高斯函数; 设计模糊规则个数为  $5 \times 5 = 25$  个; 输出层有所不同, Adaptive-ESO 输出变量个数为 1, 为  $\omega_o$ ; Adaptive-PD 输出变量个数为 2, 为  $[k_p, k_d]$ 。根据上述规则, 设计出如下 ANFIS 参数调整网络:

#### 2.3.1 AESO-ADRC 控制器设计

由式 (9) 可知, ESO 有 3 个重要参数:  $\beta_{01}$ 、 $\beta_{02}$ 、 $\beta_{03}$ , 这 3 个参数直接影响观测器对状态估计

的准确性。为了提高状态估计精度, 改善控制性能, 根据图 5 设计了一个双入单出的网络实现  $\omega_o$  的在线调整 (无需考虑图 5 的点划线部分), 从而实现 ESO 增益的在线调整。

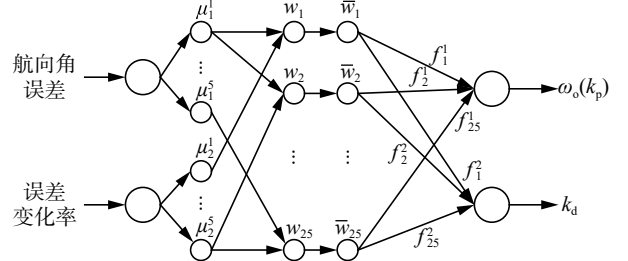


图 5 ANFIS 网络结构

Fig. 5 Network structure diagram of ANFIS

ANFIS 的参数优化算法分为正向计算和反向计算两个过程。

#### 1) ANFIS 的正向计算:

第 1 层隶属度选择高斯函数:

$$\mu_i^j = e^{-\frac{(x_i - c_j)^2}{\sigma_{ij}^2}}; i = 1, 2; j = 1, \dots, 5 \quad (11)$$

第 2 层计算每一条规则的适应度:

$$w_k = \mu_1^{j_1} \mu_2^{j_2}; j_1, j_2 \in \{1, 2, \dots, 5\}; k = 1, 2, \dots, 25 \quad (12)$$

第 3 层对每一个适应度进行归一化:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^{25} w_k} \quad (13)$$

第 4 层为模糊规则的输出, 每条规则的输出是输入变量的线性组合, 即

$R_k$ : if  $x_1$  is  $\mu_1^j$ ,  $x_2$  is  $\mu_2^j$ , then  $f_k$  is

$$f_k = p_{1k}x_1 + p_{2k}x_2 + p_{0k} \quad (14)$$

第 5 层是网络的输出层, 有

$$\omega_o = y = \sum_{k=1}^{25} \bar{w}_k f_k \quad (15)$$

#### 2) ANFIS 的反向计算:

ANFIS 的反向计算选择 BP 算法进行参数调整, 性能指标函数为

$$J(k) = \frac{1}{2}(\psi(k) - \psi_d(k))^2 = \frac{1}{2}e(k)^2 \quad (16)$$

该网络中可以调整的参数包括式 (11) 中的前提参数  $\sigma, c$  和式 (14) 中的结论参数  $p$ , 对于每一参数均沿其负梯度方向调整得:

$$\Delta \Omega = -\frac{\partial J}{\partial \Omega} = -\frac{\partial J}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial \psi} \cdot \frac{\partial \psi}{\partial \omega_o} \cdot \frac{\partial \omega_o}{\partial \Omega} \quad (17)$$

其中,  $\Omega$  表示可调整参数集合,  $\Omega = \{\sigma, c, p\}$ 。

由于  $\frac{\partial \psi}{\partial \omega_o}$  未知, 采用符号函数近似代替, 由近似带来的数值上的误差可以通过合理选择学习步长  $\eta$  进行补偿。用来近似的符号函数为

$$y_\beta = \frac{\partial \psi(k)}{\partial \omega_o(k)} \approx \text{sign}(\partial \psi(k) / \partial \Delta \omega_o(k)) = \begin{cases} \text{sign} \frac{\psi(k) - \psi(k-1)}{\Delta \omega_o(k) - \Delta \omega_o(k-1)}, \Delta \omega_o(k) \neq \Delta \omega_o(k-1) \\ \text{sign}(\psi(k) - \psi(k-1)), \Delta \omega_o(k) = \Delta \omega_o(k-1) \end{cases} \quad (18)$$

式(18)代入式(17),并化简得

$$\Delta \Omega = -\frac{\partial J}{\partial \Omega} = -e \cdot y_\beta \cdot \frac{\partial \omega_o}{\partial \Omega} \quad (19)$$

网络输出分别对各参数求偏导得

$$\frac{\partial \omega_o}{\partial p_{ik}} = \begin{cases} \bar{w}_k & i=0 \\ \bar{w}_k x_i & i \neq 0 \end{cases}$$

$$\frac{\partial \omega_o}{\partial c_{ij}} = \frac{\left( \sum_{k=1}^{25} w_k - \sum_{l=1}^{n_l} w_l \right) \cdot \sum_{l=1}^{n_l} w_l f_l}{\sum w_k^2} \cdot \frac{2(x_i - c_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \quad (20)$$

$$\frac{\partial \omega_o}{\partial \sigma_{ij}} = \frac{\left( \sum_{k=1}^{25} w_k - \sum_{l=1}^{n_l} w_l \right) \cdot \sum_{l=1}^{n_l} w_l f_l}{\sum w_k^2} \cdot \frac{2(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3}$$

式中 $n_l$ 表示所有与 $c_{ij}$ 、 $\sigma_{ij}$ 有关的模糊规则数。

采用改进BP算法,附加一个加快搜索速度的惯性项,则参数的学习算法为

$$\Omega(k+1) = \Omega(k) + \eta \Delta \Omega(k) + \alpha \Delta \Omega(k-1) \quad (21)$$

### 2.3.2 APD-ADRC 控制器设计

与自适应ESO的设计方法类似,PD参数的在线调整也利用ANFIS网络实现。除网络第5层变为两个输出变量(考虑图中的点划线部分)之外,网络其他部分结构与上一节相同。

由于网络结构细微的不同,网络正向计算和反向的公式略有改变。

正向计算:

第4层:

$$f_{1k} = p_{1k}^1 x_1 + p_{2k}^1 x_2 + p_{0k}^1 f_{2k} = p_{1k}^2 x_1 + p_{2k}^2 x_2 + p_{0k}^2 \quad (22)$$

第5层:

$$k_p = y_1 = \sum_{k=1}^{25} \bar{w}_k f_k^1$$

$$k_d = y_2 = \sum_{k=1}^{25} \bar{w}_k f_k^2 \quad (23)$$

性能指标仍为式(16),类似地,采用符号函数代替难求解的偏导项,可得

$$\Delta \Omega = -\frac{\partial J}{\partial \Omega} = -e \cdot y_u \cdot \left( -z_1 \cdot \frac{\partial k_p}{\partial \Omega} + (-z_2) \cdot \frac{\partial k_d}{\partial \Omega} \right) \quad (24)$$

$$y_u = \frac{\partial \psi(k)}{\partial \omega_o(k)} \approx \text{sign}(\partial \psi(k) / \partial \Delta u_0(k)) =$$

$$\begin{cases} \text{sign} \frac{\psi(k) - \psi(k-1)}{\Delta u_0(k) - \Delta u_0(k-1)}, \Delta u_0(k) \neq \Delta u_0(k-1) \\ \text{sign}(\psi(k) - \psi(k-1)), \Delta u_0(k) = \Delta u_0(k-1) \end{cases}$$

$\frac{\partial k_p}{\partial \Omega}, \frac{\partial k_d}{\partial \Omega}$ 的计算方式与式(20)类似,此处不再赘述。

## 3 仿真分析

本文以“育龙”轮为仿真对象,选择航速为7.2 m/s的状态进行控制,操纵性指数 $K = 0.478 \text{ s}^{-1}$ , $T = 216 \text{ s}$ , $\alpha = 30$ ,舵机时间常数为2.5 s,船舶舵角的极限值为 $35^\circ$ <sup>[20]</sup>。分别采用LADRC和自适应ADRC进行控制,观察其控制效果。设定的航向指令信号为周期为600 s、幅值为 $30^\circ$ 的方波。

### 3.1 仿真参数

选取仿真参数为: $h=0.01$ , $b_0=0.0022$ ;  $\omega_o = 0.7$ , $\omega_c = 0.04$ ;  $\xi = 0.95$ , $\omega_n = 0.045$ 。

AESO控制器: $\eta = 0.5$ , $\alpha = 0.1$ ; ANFIS网络先进行标称模型下的100次离线优化,将优化后的ANFIS作为初始网络,再利用式(21)和式(22)对系统进行在线微调,以期达到更好的控制效果。

APD-ADRC控制器: $\eta = 0.007$ , $\alpha = 0.01$ ; 将LADRC中的PD增益作为网络期望输出,对ANFIS网络进行10次离线训练,将训练后的参数作为网络的初值,再利用式(24)进行在线微调。

### 3.2 仿真结果与分析

利用MATLAB进行仿真实验,分别进行了理想状态下和有扰动情况下的仿真;扰动表现为参数摄动和外界扰动;参数摄动为随机参数摄动;外界扰动包括恒值干扰和低频正弦干扰两种情况。各控制器的仿真结果如下。

#### 3.2.1 理想状态

图6~8分别为在不考虑外界扰动和参数摄动时,设定航向为幅值 $30^\circ$ 、周期600 s的方波信号时,所设计的不同控制器下的仿真结果。

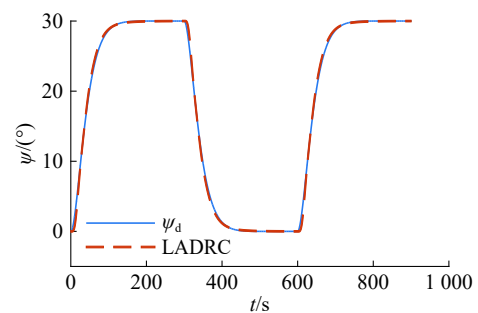
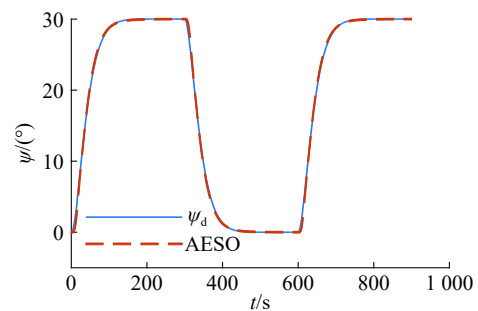
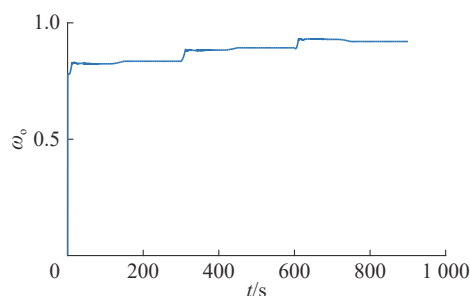


图6 无干扰时LADRC的航向曲线

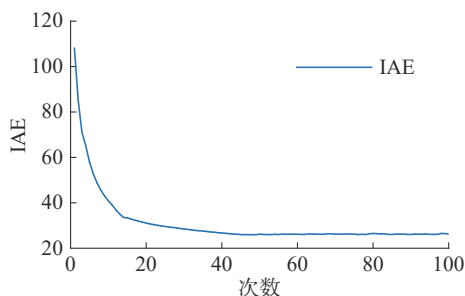
Fig. 6 Heading curve of LADRC without interference



(a) 无干扰时航向曲线(AESO)



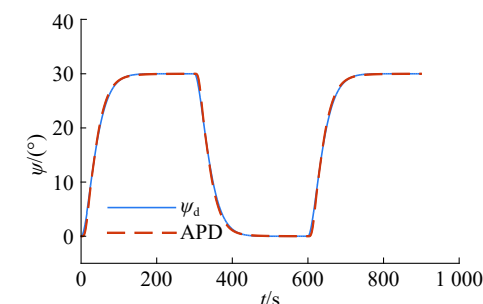
(b) ESO带宽训练曲线



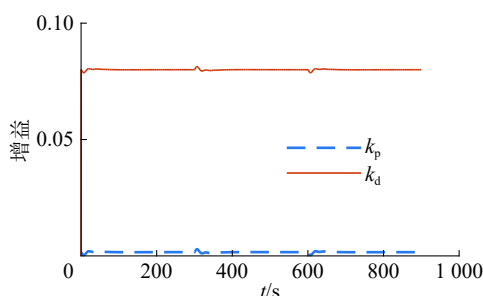
(c) IAE指标随学习次数的变化

图7 无干扰时 AESO 的航向和参数曲线

Fig. 7 Heading and parameter curves of AESO without interference



(a) 控制器增益自适应的航向曲线



(b) 控制器增益训练曲线

图8 无干扰时自适应 PD 的航向和参数曲线

Fig. 8 Heading and parameter curves of APD without interference

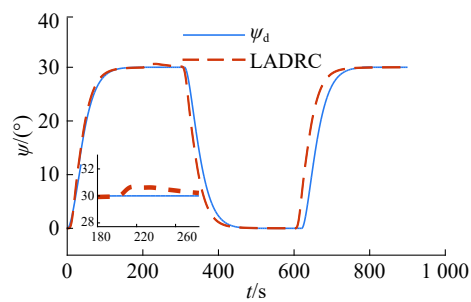
观察无扰动标称模型情况下的仿真结果可知, 3 种控制器都可以实现不错的控制效果, 表明自抗扰控制器可以用于船舶航向的控制, 并且在不受扰动的情况下, 可以达到良好的控制效果。由图 7(c) 可知, 随着网络离线学习次数的增大, 误差绝对值积分性能指标 (IAE) 减小, 说明网络参数在朝着好的方向变化; 图 7(b) 和图 8(b) 均为

参数的在线调整曲线, 由于 APD-ANFIS 的离线训练以 LADRC 的 PD 增益作为期望输出, 所以在线参数调整时, 其控制器增益的值在 {0.08, 0.001 6} 上下波动。

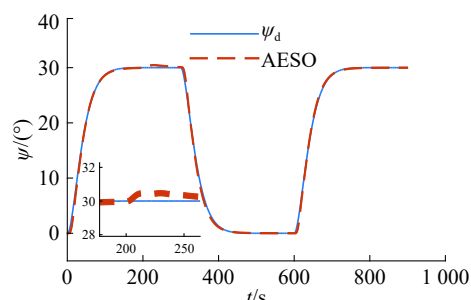
### 3.2.2 存在外部扰动时的仿真结果

#### 1) 恒值干扰。

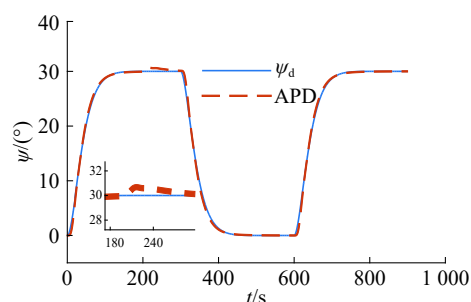
在 200 s 时施加幅值为 7° 的等效恒值扰动时, 控制器的仿真结果如图 9。



(a) LADRC



(b) AESO



(c) 自适应 PD

图9 恒值干扰时的航向曲线

Fig. 9 Heading of constant interference

观察图 9 可以看出, 基于 ANFIS 的在线参数调整控制器在受到扰动时仍旧可以很好的跟踪目标航向, 并且不会产生大的超调; 比较图 9(b) 和图 9(c) 可知, 自适应 ESO-ADRC 控制器在受到恒值干扰时的控制性能优于自适应 PD-ADRC 控制器; 而由图 9(a) 可知, 当系统受到扰动时, 船舶航向产生了明显超调, 这是在实际控制中不希望看到的。

设定值不变, 在 200~800 s 施加一个幅值为 4°, 频率为 0.1 rad/s 的等效舵角干扰, 仿真如图 10。

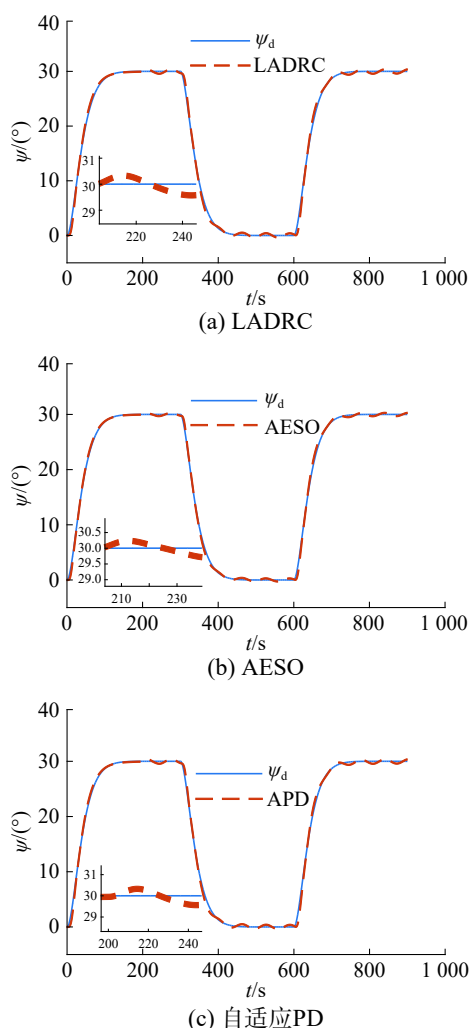


图10 低频干扰时的航向曲线

Fig. 10 Heading of low frequency interference

由图10可以看出,当系统受到低频正弦扰动时,自适应参数的控制器的鲁棒性和跟踪性能优于常规LADRC控制器;其中,AESO-ADRC控制器的控制效果最好,在受到扰动时航向曲线的上下波动幅值最小;由于APD-ADRC控制器中的ANFIS网络离线学习时间是以LADRC的PD增益作为期望输出进行训练得到的初始参数,因此其控制性能虽然优于LADRC控制器,但其优势性不够明显,还有很大的提升空间。这就意味着对于APD的初始ANFIS参数的选择可以考虑更好的策略,这也是之后可以进行深入研究的方向。

### 3.2.3 控制器的IAE指标对比

为了对控制器的控制性能进行更清晰的比较,记录了在不同状况下的IAE的值,如表1。

由表1可知,对同一控制器来说,随着扰动的变化,IAE的值在逐渐变大。其中,无干扰的情况下IAE的值最小,正弦干扰下的IAE值最大;横向读表1可知,在同种情况的干扰下,AESO-AD-

RC控制器的IAE值最小,APD-ADRC次之,LADRC最大,也就是说在同等情况下,AESO-ADRC控制器的控制效果最好。

表1 各控制器在不同条件下的IAE值

Table 1 IAE of controllers under different conditions (°)

仿真条件	LADRC	AESO	APD-ADRC
无干扰	1 824.3	1 386.9	1 812.2
恒值干扰	2 237.7	1 736.7	2 205.8
正弦干扰	2 980.1	2 187.6	2 947.7

### 3.2.4 参数扰动下的蒙特卡罗仿真结果

为了比较3种控制器的鲁棒性,在控制器参数不变的情况下,令船舶参数 $K$ 、 $T$ 、 $\alpha$ 产生一个 $\pm 50\%$ 的随机扰动,进行100次蒙特卡罗实验,比较不同控制器的控制性能。

观察仿真结果图11~13可以发现,当系统存在参数扰动时,3种控制器都可以实现不错的控制效果,且自适应ESO与自适应PD控制器的控制效果优于LADRC控制器。

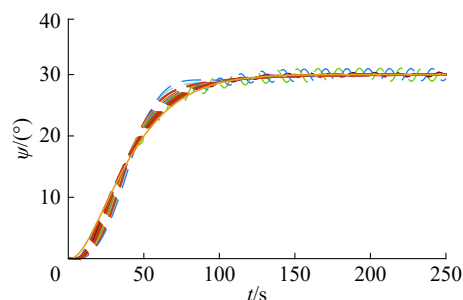


图11 参数扰动时LADRC的航向角曲线

Fig. 11 Heading of LADRC with parameter perturbation

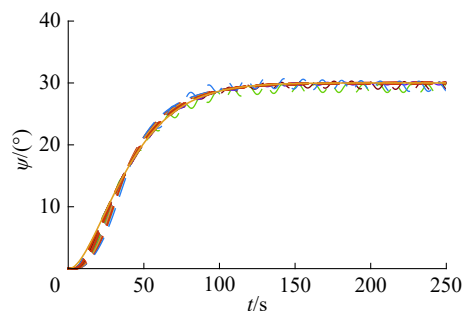


图12 参数扰动时AESO的航向角曲线

Fig. 12 Heading of AESO with parameter perturbation

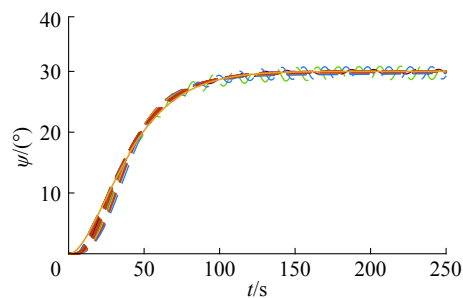


图13 参数扰动时APD的航向角曲线

Fig. 13 Heading of APD with parameter perturbation

为了更清晰地比较不同控制器对于参数摄动的控制效果,选用表征系统暂态性能的性能指标进行评判:最大超调量  $M_p$ 、调整时间  $t_s$  和积分性能指标 ITAE,并绘制出散点图。其中“\*”为 LADRC 控制;“o”为自适应 ESO 的 ADRC 控制;“+”代表自适应 PD 的 ADRC 控制。

图 14 表明在发生参数摄动的情况下,两种自适应控制器均具有较小的最大超调量,并且点的分布更为密集;3 种控制器的调节时间  $t_s$  相差不大。总而言之,3 种控制器的点集分布都较为集中,说明 3 种控制器对于参数摄动都具有一定的鲁棒性,但两种自适应自抗扰控制器的点集较于 LADRC 控制器更为集中,说明在发生参数摄动时,基于 ANFIS 的自适应 ADRC 控制器具有更好的鲁棒性,表现出更优越的控制性能。

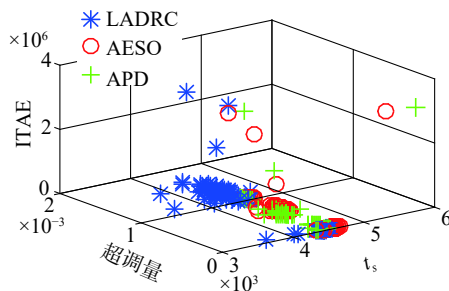


图 14 蒙特卡罗实验结果

Fig. 14 Monte Carlo experimental result

## 4 结束语

本文给出了两种基于 ANFIS 网络的自适应 ADRC 设计方法,仿真结果表明自适应 ADRC 控制器在系统受到扰动时自适应策略具有更好的控制性能。当船舶受到扰动时,自适应 ADRC 可以较高精度地保持船舶航向;当航向设定值改变时,该类控制算法可以快速、平滑地跟上新的设定值,并且不会产生很大的操舵角,参数的适应性广,对于船舶航向的控制效果较为理想。在船舶参数发生摄动时,蒙特卡罗实验表明,基于 ANFIS 网络的自适应 ADRC 具有更强的鲁棒性。综上所述,基于 ANFIS 网络的自适应 ADRC 控制器具有更好的控制性能,鲁棒性更强。

本文所设计的自适应 ADRC 没有同时实现 ADRC 3 个参数同时在线调整,这将是未来研究的方向。另外,采用智能算法,例如粒子群算法、强化学习等进行控制参数的选择,也是未来需要进行探索的内容。

## 参考文献:

[1] 奚庆潮. 船舶航向自抗扰控制的研究 [D]. 大连: 大连海

事大学, 2014: 1-2.

XI Qingchao. Research on ship course control based on the ADRC[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2014: 1-2.

[2] 邱峰. 船舶航向与航迹积分滑模自抗扰保持控制 [D]. 大连: 大连海事大学, 2018: 1-4.

QIU Feng. Ship course and track sliding mode keeping control based on auto disturbance rejection control[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2018: 1-4.

[3] WITKOWSKA A, TOMERA M, ŚMIERZCHALSKI R. A backstepping approach to ship course control[J]. *International journal of applied mathematics and computer science*, 2007, 17(1): 73-85.

[4] 杨盐生, 于晓利, 贾欣乐. 船舶航向鲁棒 PID 自动舵设计 [J]. *大连海事大学学报*, 1999, 25(4): 11-15.

YANG Yansheng, YU Xiaoli, JIA Xinle. Robust PID autopilot for ships[J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 1999, 25(4): 11-15.

[5] DU Jialu, GUO Chen. Nonlinear adaptive ship course tracking control based on backstepping and Nussbaum gain[C]//Proceedings of 2004 American Control Conference. Boston, MA, USA: IEEE, 2005: 3845-3850.

[6] DU Jialu, HU Xin, SUN Yuqing. Adaptive robust nonlinear control design for course tracking of ships subject to external disturbances and input saturation[J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, 2017.

[7] YU Renhai, LI Tieshan, LI Wei. Ship course control based on differential flatness and sliding mode[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Information, Cybernetics and Computational Social Systems (ICCS). Dalian, China: IEEE, 2017: 648-652.

[8] LIU Zhiquan, GU Wei, GAO Dijun. Ship course keeping using eigenvalue decomposition adaptive sliding mode control[C]//Proceedings of 2016 Techno-Ocean. Kobe, Japan: IEEE, 2016: 687-691.

[9] ZHAO Jin, ZHANG Huajun. The application of fuzzy neural network in ship course control system[C]//Proceedings of 7th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Yantai, China: IEEE, 2010: 338-342.

[10] 韩京清. 自抗扰控制技术: 估计补偿不确定因素的控制技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 255-263.

[11] 陈增强, 刘俊杰, 孙明玮. 一种新型控制方法——自抗扰控制技术及其工程应用综述 [J]. *智能系统学报*, 2018, 13(6): 865-877.

CHEN Zengqiang, LIU Junjie, SUN Mingwei. Overview of a novel control method: active disturbance rejection control technology and its practical applications[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2018, 13(6): 865-877.

[12] 王永帅, 陈增强, 孙明玮, 等. 一阶惯性大时滞系统

- Smith 预估自抗扰控制 [J]. 智能系统学报, 2018, 13(4): 500–508.
- WANG Yongshuai, CHEN Zengqiang, SUN Mingwei, et al. Smith prediction and active disturbance rejection control for first-order inertial systems with long time-delay[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(4): 500–508.
- [13] HAN Yaozhen, XIAO Hairong, WANG Changshun, et al. Design and simulation of ship course controller based on auto disturbance rejection control technique[C]//Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Shenyang, China: IEEE, 2009: 686–691.
- [14] 刘文江, 隋青美, 周凤余, 等. 基于 Bech 模型的船舶航向自抗扰控制器设计与仿真 [J]. 船舶工程, 2011, 33(6): 61–64.
- LIU Wenjiang, SUI Qingmei, ZHOU Fengyu, et al. Active disturbance rejection controller design and simulation for ship course based on Bech's equation[J]. Ship engineering, 2011, 33(6): 61–64.
- [15] 贾欣乐, 杨盐生. 船舶运动数学模型——机理建模与辨识建模 [M]. 大连: 大连海事大学出版社, 1999: 234–250.
- JIA Xinle, YANG Yansheng. Ship motion mathematical model: the mechanism modeling and identification modeling[M]. Dalian: Dalian Maritime University Press, 1999: 234–250.
- [16] GAO Zhiqiang. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning[C]//Proceedings of 2003 American Control Conference. Denver, USA: IEEE, 2003: 4989–4996.
- [17] JANG J S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1993, 23(3): 665–685.
- [18] BURAGOHAİN M, MAHANTA C. A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design[J]. Applied soft computing, 2008, 8(1): 609–625.
- [19] PREMKUMAR K, MANIKANDAN B V. Adaptive neuro-fuzzy inference system based speed controller for brushless DC motor[J]. Neurocomputing, 2014, 138: 260–270.
- [20] 李荣辉. 欠驱动水面船舶航迹自抗扰控制研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2013: 32–34.
- LI Ronghui. Active disturbance rejection based tracking control of underactuated surface ships[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2013: 29–34.

### 作者简介:



秦贝贝, 硕士研究生, 主要研究方向为自抗扰控制、预测控制。



陈增强, 教授, 博士生导师, 中国系统仿真学会理事, 中国人工智能学会智能空天专业委员会副主任, 天津市自动化学会理事, 主要研究方向为智能控制、预测控制、自抗扰控制。主持完成国家 863 项目和国家自然科学基金项目 6 项, 获得省部级科技进步奖 4 次。发表学术论文 300 余篇。



孙明玮, 教授, 主要研究方向为飞行器制导与控制、自抗扰控制。中国自动化学会数据驱动控制、学习与优化专业委员会委员。主持国防科技攻关基金和国家自然科学基金项目 4 项, 获得国防科技进步奖 3 次。发表学术论文 50 余篇。